

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université 8 Mai 1945 Guelma



Faculté des mathématiques et de l'informatique et des sciences de la matière
Département d'informatique
Laboratoire des sciences et technologie de l'information et de la communication - LabSTIC

THÈSE
EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME DE
DOCTORAT EN 3^{ème} CYCLE

Domaine : Mathématiques et informatique **Filière :** Informatique
Spécialité : Informatique

Présentée par

Boughida Adil

Intitulée

**Adaptation à base d'émotions dans les environnements d'apprentissage
social collaboratif**

Soutenue le : 11/05/2023

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

M. Seridi Hamid	Prof	Université 8 Mai 1945 Guelma	Président
M. Kouahla mohamed Nadjib	Prof	Université 8 Mai 1945 Guelma	Rapporteur
M. Lafifi Yacine	Prof	Université 8 Mai 1945 Guelma	Co-rapporteur
M. Bouhadada Tahar	Prof	Université Badji Mokhtar Annaba	Examineur
M. Farou Brahim	Prof	Université 8 Mai 1945 Guelma	Examineur
M. Halimi Khaled	MCA	Université 8 Mai 1945 Guelma	Examineur

Année Universitaire : 2022/2023

Remerciements

Au terme de ce travail, j'aimerais rendre hommage à tous ceux qui de loin ou de près m'ont apporté leurs encouragements.

Tout d'abord, je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir donné la foi et de m'avoir permis d'en arriver là.

*Je remercie chaleureusement mon directeur de thèse, le professeur **Kouahla Mohamed Nadjib** pour toute son aide. Je suis ravi d'avoir travaillé en sa compagnie car outre son appui scientifique, il a toujours été là pour me soutenir et me conseiller au cours de l'élaboration de cette thèse.*

*Mes plus vifs remerciements s'adressent à mon co-directeur le professeur **Lafifi Yacine** pour sa disponibilité, sa confiance, ses conseils qu'il m'a généreusement prodigués et pour toutes ses remarques qui m'ont permis d'envisager mon travail sous un autre angle.*

*Mes remerciements vont également à Monsieur le directeur du laboratoire de recherches LabSTIC le professeur **Seridi Hamid** qui m'a soutenu et surtout supporté dans tout ce que j'ai entrepris et c'est à ses côtés que j'ai compris ce que rigueur voulait dire. Merci aussi d'avoir accepté de présider mon jury de thèse.*

*À l'ensemble des membres du jury, Pr. **Bouhadada Tahar** de l'université de Badji Mokhtar - Annaba, Pr. **Farou Brahim** et Dr. **Halimi Khaled** de l'université de 8 Mai 1945 - Guelma, qui m'ont fait l'honneur de bien vouloir examiner mon travail et de participer à ce jury.*

Un grand merci à tous les enseignants du département d'informatique de l'université de 8 Mai 1945 - Guelma pour la qualité de leur formation, à mes collègues doctorants, sans oublier l'ingénieur de laboratoire Mlle Kharoubi Madiha.

Merci enfin à ma mère (correctrice des fautes d'orthographe), à mon père pour tous les sacrifices qu'ils ont consentis pour me permettre de suivre mes études dans les meilleures conditions possibles et m'avoir jamais cessé de m'encourager tout au long de mes années d'études. À mes frères et à mes très chers amis Benoughidane AbdelHalim et Bouchmella Chemseddine.

Résumé

Dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain, l'adaptation devient de plus en plus importante, elle était considéré comme une solution de la diversité des niveaux et des compétences des apprenants. Pourtant, la majorité de ces systèmes dits adaptatifs ne tient pas compte de l'état émotionnel de l'apprenant lors de la recommandation des activités à entreprendre dans le cas des difficultés d'apprentissage, toutes sortes de blocages ou de démotivation. L'émotion joue un rôle significatif, il est donc essentiel de la prendre en considération dans la conception de ces systèmes adaptatifs. De ce fait, ce travail vise à répondre à cette problématique de recherche en proposant une nouvelle approche d'adaptation à base d'émotion dans le cadre des environnements d'apprentissage social et collaboratif. L'approche va permettre de recommander des ressources/activités qui peuvent motiver et soutenir l'apprenant dans son processus d'apprentissage.

Notre première contribution consiste à modéliser l'émotion de l'apprenant en exploitant les expressions faciales générées pendant les activités pédagogiques. Pour cela, un algorithme de quantification de l'émotion basé sur les probabilités a été proposé. Afin de reconnaître les expressions faciales, une nouvelle méthode basée sur les filtres de Gabor et les algorithmes génétiques a été suggérée. Les caractéristiques de Gabor sont extraites des régions d'intérêt du visage humain détectées à l'aide de points des *landmarks*. En outre, un algorithme génétique a été conçu pour optimiser les hyperparamètres des SVM et sélectionner les meilleures caractéristiques simultanément. Les résultats expérimentaux montrent la surperformance de la méthode et des taux de reconnaissance de 96,30 %, 94,20 % et 94,26 % pour les *datasets* JAFFE, CK et CK+, respectivement.

Pour recommander les ressources de soutien, nous avons présenté notre approche d'adaptation qui exploite un ensemble de critères d'adaptation adoptés. Ces derniers prennent en compte en plus du profil émotionnel de l'apprenant, ses compétences cognitives et comportementales et ses préférences, aussi, l'historique des degrés de pertinence des ressources de soutien. Les poids de ces critères diffèrent d'une ressource de soutien à l'autre, pour cela, un tableau de bord pour la pondération des coefficients d'importance a été mis à disposition.

Pour valider l'approche, les fonctionnalités du système ont été implémentées et intégrées dans une plateforme d'apprentissage social et collaboratif. En effet, une expérimentation visant à valider l'approche a été menée sur deux groupes d'étudiants de l'université de Guelma : test et contrôle. Les résultats montrent l'impact de notre approche sur l'amélioration du niveau cognitif de l'apprenant.

Mots clés : *Apprentissage humain, Adaptation, Ressource de soutien, Critère d'adaptation, Modèle de l'apprenant, Émotion, Reconnaissance des expressions faciales*

Abstract

In computer environments for human learning, adaptation is becoming increasingly important. It was considered a solution for the diversity of levels and skills of learners. However, the majority of these so-called adaptive systems need to consider the learner's emotional state when recommending activities to be undertaken in the case of learning difficulties, all kinds of blockages or demotivation. Emotion plays a significant role, so it is essential to consider it in designing these adaptive systems. Therefore, this work aims to answer this research problem by proposing a new approach to emotion-based adaptation in social and collaborative learning environments. The approach will allow the recommendation of resources/activities that can motivate and support the learner in his learning process.

Our first contribution is modelling the learner's emotion by exploiting the facial expressions generated during the pedagogical activities. For this purpose, a probability-based emotion quantification algorithm has been proposed. Furthermore, a new method based on Gabor filters and genetic algorithms has been suggested to recognise facial expressions. The Gabor features are extracted from the regions of interest of the human face detected with the help of the *landmarks*. In addition, a genetic algorithm was designed to optimise the SVM hyperparameters and select the best features simultaneously. The experimental results show the outperformance of the method and recognition rates of 96.30 %, 94.20 % and 94.26 % for JAFFE, CK and CK+ *datasets*, respectively.

To recommend support resources, we have presented our adaptation approach that exploits a set of adopted adaptation criteria. These criteria take into account, in addition to the learner's emotional profile, cognitive and behavioural skills and preferences, also the history of the relevance of the support resources. The weights of these criteria differ from one support resource to another ; for this reason, a dashboard for the weighting of the coefficients of importance has been made available.

The system's functionalities were implemented and integrated into a social and collaborative learning platform to validate the approach. Indeed, an experimentation aiming at to validate the approach was conducted on two groups of students from the University of Guelma : test and control. The results show the impact of our approach on the improvement of the learner's cognitive level.

Mots clés : *Human learning, Adaptation, Support resource, Adaptation criteria, Learner model, Emotion, Facial expression recognition*

ملخص

في بيئات الكمبيوتر لتعلم الإنسان ، أصبح التكيف مهمًا بشكل متزايد. تم اعتباره حلاً لتنوع مستويات ومهارات المتعلمين. ومع ذلك ، فإن غالبية هذه الأنظمة التكيفية تحتاج إلى مراعاة الحالة العاطفية للمتعلم عند التوصية بالأنشطة والموارد التي يتعين القيام بها في حالة صعوبات التعلم ، وجميع أنواع العوائق. تلعب العاطفة دورًا مهمًا ، لذلك من الضروري أخذها في الاعتبار عند تصميم هذه الأنظمة التكيفية. لذلك ، يهدف هذا العمل إلى الإجابة على مشكلة البحث هذه من خلال اقتراح نهج جديد للتكيف القائم على العاطفة في بيئات التعلم الاجتماعية والتعاونية. سيسمح النهج بالتوصية بالموارد / الأنشطة التي يمكن أن تحفز المتعلم وتدعمه في عملية التعلم الخاصة به.

مساهمتنا الأولى هي نمذجة عاطفة المتعلم من خلال استغلال تعابير الوجه المتولدة أثناء الأنشطة التربوية. لهذا الغرض ، تم اقتراح خوارزمية قياس العاطفة على أساس الاحتمالية. علاوة على ذلك ، تم اقتراح طريقة للتعرف على الوجه مبنية على فلاترات غابور و الخوارزميات الجينية. تم استخراج ميزات غابور من مناطق الاهتمام الموجودة في الوجه عن طريق نقاط الإهتمام. بالإضافة إلى ذلك ، تم تصميم خوارزمية جينية لتحسين الهيبربارامتر الخاصة بال SVM وإختيار أحسن الميزات في الوقت ذاته. تظهر النتائج التجريبية تفوق الطريقة المقترحة حيث تم الحصول على معدلات تعرف تقدر بـ 96.30٪ و 94.20٪ و 94.26٪ لمجموعات البيانات CK و CK + و JAFFE ، على التوالي.

للتوصية بموارد الدعم ، قدمنا نهج التكيف الذي يستغل مجموعة من معايير التكيف المعتمدة. تأخذ هذه المعايير في الاعتبار ، بالإضافة إلى البروفایل العاطفي للمتعلم ، المهارات المعرفية والسلوكية ، التفضيلات وكذلك درجات الملاءمة السابقة لموارد الدعم. تختلف أوزان هذه المعايير من مورد دعم إلى آخر؛ لهذا السبب ، تم توفير لوحة القيادة لترجيح معاملات الأهمية لهذه المعايير.

تم تنفيذ وظائف النظام ودمجها في منصة تعليمية اجتماعية وتعاونية للتحقق من صحة النهج. في الواقع ، أجريت تجربة على مجموعتين من الطلاب من جامعة قالمة. تظهر النتائج تأثير نهجنا في تحسين المستوى المعرفي للمتعلم.

كلمات مفتاحية: التعلم البشري ، التكيف ، موارد الدعم ، معايير التكيف ، نموذج المتعلم ، العاطفة ، التعرف على تعابير الوجه

Table des matières

Résumé	iii
Abstract	iv
Table des figures	viii
Liste des tableaux	xi
Abréviations et Acronymes	xiii
Introduction générale	1
I État de l’art	7
1 Environnements d’apprentissage social collaboratif	7
1 Introduction	7
2 Initiation au EIAH	8
2.1 Historique : de l’EAO vers les EIAH	9
2.2 Les composants des EIAH	12
3 Formation à distance FAD	15
3.1 Plateforme informatique pour la formation à distance PIFAD	15
4 Les environnements d’apprentissage collaboratif et social	17
4.1 Apprentissage collaboratif	17
4.2 Les bases d’un modèle de collaboration pour les groupes d’apprenants . .	18
4.3 Le <i>social learning</i> : un mode d’apprentissage collaboratif	19
4.4 Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur ACAO	20
5 Conclusion	21
2 L’émotion dans les EIAH	22
1 Introduction	22
2 L’importance de l’émotion dans le processus d’apprentissage	23
2.1 Niveaux d’impact de l’émotion sur l’apprentissage	24
2.2 Effet des expressions faciales sur la reconnaissance des difficultés de l’ap- prenant	26
3 Modélisation des émotions en EIAH	27
3.1 Modèles d’émotion catégoriels	28
3.2 Modèles d’émotion dimensionnels	29
3.3 Analyse des états émotionnels les plus abordés dans l’apprentissage . . .	32
4 Reconnaissance automatique des émotions en EIAH	33
4.1 Processus de reconnaissance automatique des émotions	33

4.2	Sources d'informations émotionnelles utilisées dans les EIAH	35
4.3	Approches de reconnaissance des émotions de l'apprenant	40
5	Reconnaissance des expressions faciales	42
5.1	Expressions faciales et émotion	42
5.2	Processus de reconnaissance des expressions faciales	44
5.3	Approches de reconnaissance des expressions faciales	45
6	Conclusion	48
3	Adaptation à base d'émotion en EIAH	51
1	Introduction	51
2	Adaptation en EIAH	52
2.1	Hypermédias adaptatifs	53
2.2	Méthodes et techniques d'adaptation	54
2.3	Quelques systèmes hypermédias adaptatifs en EIAH	57
3	Systèmes de recommandation en EIAH	59
3.1	Techniques de recommandation	59
3.2	Travaux connexes des systèmes de recommandation en EIAH	63
4	Environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotions	64
4.1	Différents environnements adaptatifs à base d'émotion	65
4.2	Synthèse des travaux et discussion	71
5	Conclusion	79
II	Conception, mise en oeuvre et résultats expérimentaux	80
4	Nouvelle approche de modélisation de l'émotion de l'apprenant dans les EIAH	81
1	Introduction	81
2	Première problématique de recherche	82
3	Contributions	83
4	Système de reconnaissance des expressions faciales	84
4.1	Détection du visage et prétraitements	84
4.2	Extraction des caractéristiques avec les filtres de Gabor	87
4.3	Sélection des caractéristiques et classification	90
4.4	Optimisation des paramètres de SVM et la sélection des caractéristiques avec l'algorithme génétique	90
5	Modélisation de l'émotion de l'apprenant	96
5.1	Processus de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant	96
5.2	Extraction des probabilités de positivité et de négativité des émotions	97
5.3	Calcul du degré émotionnel de positivité	99
6	Conclusion	100
5	Nouvelle approche d'adaptation à base d'émotion dans les EIAH	102
1	Introduction	102
2	Deuxième problématique de recherche	103
3	Contributions	104
4	Approche d'adaptation à base d'émotion proposée	105
4.1	Organisation du cours	107
4.2	Modélisation de l'apprenant	108
4.3	Ressources de soutien proposées	115
4.4	Critères d'adaptation et leurs coefficients d'importances	117

4.5	Description du processus d'adaptation des ressources de soutien	122
4.6	Exemple illustratif du processus d'adaptation à base d'émotion	126
5	Conclusion	131
6	Mise en oeuvre et résultats	132
1	Introduction	132
2	Description du système développé	133
2.1	Acteurs humains du système	134
2.2	Fonctionnalités du système et plugins développés	134
3	Expérimentation et résultats du système de REF proposé	141
3.1	Datasets utilisés	141
3.2	Méthodologie et résultats obtenus	142
3.3	Comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes	148
4	Expérimentations et résultats de l'approche d'adaptation à base d'émotion . . .	149
4.1	Participants	149
4.2	Méthodologie et résultats obtenus	150
4.3	Discussion des résultats	156
5	Conclusion	157
	Conclusion générale	158
	Contributions et résultats	158
	Perspectives	159
	Bibliographie	160
	Annexes	191
A	Questionnaire EmoPref (inspiré du questionnaire VARK Version 7.0)	192
1	De quelle façon j'apprends le mieux ? (style d'apprentissage)	192
2	Questions pour décrire les préférences des activités	194
B	Questionnaire modifié <i>Social Interaction Questions</i>	196
C	Quelques interfaces du système développé	198
1	Ressources de soutien	198
2	Autres interfaces	203
D	Statistiques supplémentaires	207
1	L'impact de l'approche proposée sur la durée d'engagement des étudiants dans la plateforme	207
2	Comparaison des fréquences de sélection des ressources de soutien	210

Table des figures

1.1	Exemples de systèmes EAO (à droite TICCIT [32] et à gauche PLATO [33]) . . .	10
1.2	Exemple d'interactions dans le système SCHOLAR	11
1.3	Interface de <i>Geometry Tutor</i> d'Anderson	11
1.4	Composants classiques des EIAH	13
1.5	Les acteurs dans les PIFAD [51]	17
1.6	Composantes de base du modèle de collaboration [54]	19
2.1	Le Modèle spiral de Kort (adaptée de [73]).	26
2.2	Le Modèle Valence-Activation de Russell et le modèle ESS (inspiré de [81] et [86]).	31
2.3	Processus de reconnaissance automatique des émotions.	34
2.4	Sources d'informations émotionnelles utilisées dans les environnements d'appren-	
	tissage (adaptée de [110]).	36
2.5	Exemples de capteurs utilisés pour l'acquisition des données émotionnelles (la	
	figure (e) adaptée de [133])	37
2.6	Générateurs des expressions faciales [204]	43
2.7	Les six émotions universelles de Ekman.	43
2.8	Processus de reconnaissance des expressions faciales	45
2.9	Taxonomie des différentes approches de REF	46
3.1	Taxonomie des méthodes et techniques d'adaptation proposées par Brusilovsky	
	(adaptée de [247])	55
3.2	Système de recommandation avec filtrage collaboratif (adaptée de [266])	61
3.3	Recommandation basée sur le contenu (adaptée de [266])	61
3.4	Recommandation basée sur les connaissances (adaptée de [266])	63
3.5	Architecture générale du système proposé par Kouahla et <i>al.</i> [24]	70
4.1	Première problématique de recherche	83
4.2	Méthode proposée pour la reconnaissance des expressions faciales	85
4.3	Détection et alignement du visage	86
4.4	<i>Landmarks</i> et ROI détectés à partir de trois exemples de visages : surpris, heu-	
	reux, et en colère	87
4.5	Exemple d'application d'un filtre de Gabor sur une image JAFFE	89
4.6	Étapes du processus d'extraction de caractéristiques proposé	89
4.7	Algorithme génétique proposé (AG-SVM) pour l'optimisation des hyperpara-	
	mètres SVM et la sélection des caractéristiques	92
4.8	Le chromosome avec trois parties : C, γ , et la position binaire de la caractéristique	93
4.9	Exemple du processus de sélection avec <i>roulette wheel</i>	95
4.10	Exemple de croisement uniforme de deux chromosome	95
4.11	Exemple de mutation	96
4.12	Cycle de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant	98

5.1	Deuxième problématique de recherche	105
5.2	Architecture générale du système EmoLearnAdapt adoptant l'approche proposée	106
5.3	Organisation du cours proposé	107
5.4	Modèle de l'apprenant proposé	109
5.5	Préférences de l'apprenant abordées dans l'approche proposée.	109
5.6	Stratégies utilisées d'initialisation des profils de l'apprenant.	114
5.7	Organisation des ressources de soutien	116
5.8	L'influence des profils de l'apprenant sur les différents types de RS	119
5.9	Prototype de tableau de bord de pondération des coefficients d'importance des RS	121
5.10	Processus d'initialisation des différentes ressources de soutien	123
5.11	Diagramme des états de la ressource de soutien depuis sa création	125
5.12	Diagramme d'activité du processus d'adaptation des ressources de soutien	128
6.1	Interface du jeu éducatif "Millionnaire"	137
6.2	Gestionnaire des ressources de soutien	138
6.3	Exemple illustratif de la reconnaissance des expressions faciales lors de l'appren- tissage de l'apprenant	138
6.4	Interface de l'activité collaborative	139
6.5	Bloc de recommandation des ressources de soutien (à droite)	140
6.6	Interface du tableau de bord de pondération des coefficients d'importance des RS	140
6.7	Interface du profil de l'apprenant	141
6.8	Exemples d'images des <i>datasets</i> JAFFE et CK+	142
6.9	Évolution de l' <i>accuracy</i> dans la méthode proposée basée sur l'AG pour les data- sets CK+ et JAFFE	144
6.10	Distribution de données de l'échantillon utilisé dans cette expérimentation . . .	147
6.11	Diagramme en boîte des deux échantillons $PC_{prétest}$ et $PC_{post-test}$	150
6.12	Test de normalité de $PC_{prétest} - PC_{post-test}$	151
6.13	Diagramme en boîte des deux échantillons $diffPC_{test}$ et $diffPC_{contrôle}$	152
6.14	Test de normalité de $diffPC_{contrôle}$	153
6.15	Test de normalité de $diffPC_{test}$	154
6.16	Test de normalité de $DiffPE$	155
6.17	Comparaison des différents types de RS par la différence des PE	156
C.1	Interface de contact de l'apprenant	198
C.2	Interface de contact de l'enseignant	199
C.3	Interface de cours de renforcement	199
C.4	Interface de l'exercice de renforcement	200
C.5	Interface de l'exercice de relaxation	200
C.6	Interface de la ressource de soutien "film"	201
C.7	Interface de la ressource de soutien "musique calmantes"	201
C.8	Interface du jeu éducatif "sudoku"	202
C.9	Interface du jeu éducatif "Snake"	202
C.10	Message de demande d'autorisation de la webcam	203
C.11	Message qui informe l'apprenant qu'il doit accéder à une RS au moins	203
C.12	Interface de tableau de bord (capture d'écran complète)	204
C.13	Questionnaire EmoPref (partie styles d'apprentissage)	205
C.14	Questionnaire EmoPref (partie préférences des activités)	205
C.15	Questionnaire <i>Social Interaction Questions</i>	206
D.1	Diagramme en boîte des deux échantillons $DuréeEngag_{contrôle}$ et $DuréeEngag_{test}$	208

D.2	Test de normalité avec l’histogramme pour les données de $DuréeEngag_{test}$ (à droite) et $DuréeEngag_{contrôle}$ (à gauche)	209
D.3	Durée d’engagement total des apprenants par type d’activité pédagogique	210
D.4	Comparaison de la durée totale d’engagement normalisée des deux groupes par type d’activité	210
D.5	Comparaison des différents types de RS par la fréquence de sélection normalisée	211

Liste des tableaux

1.1	Exemples de connaissances spécifiques qui pourraient être intégrées dans le modèle pédagogique, domaine et de l'apprenant.	14
2.1	Modèles d'émotion utilisés dans l'apprentissage	28
2.2	Modèles d'émotion catégoriels [9].	29
2.3	La théorie du contrôle et de la valeur : Hypothèses de base sur le contrôle, les valeurs et les émotions d'accomplissement [78]	32
2.4	Les caractéristiques les plus représentatives extraites de quelques sources d'informations (tableau adapté de [130]).	35
2.5	Avantages et inconvénients des différents canaux et sources d'informations émotionnelles [110].	39
2.6	Comparaison de quelques approches de reconnaissance des expressions faciales.	49
3.1	Avantages et inconvénients des différentes techniques de recommandation (tableau adapté de [265]).	60
3.2	Comparaison des approches d'adaptation à base d'émotion dans les environnements d'apprentissage	74
4.1	Extraction des ROI basée sur les <i>landmarks</i> détectés	86
4.2	Filtres de Gabor avec deux fréquences et cinq orientations	88
4.3	Valeurs des paramètres de l'AG proposé	96
4.4	Probabilités de positivité et de négativité des émotions abordées	99
5.1	Valeurs initiales des coefficients d'importance des RS	121
5.2	Profils, préférences concernées, et les formules de calcul des DP initiaux des différentes RS	124
5.3	Exemple des valeurs des différentes informations du profil de l'apprenant	127
5.4	Degrés de pertinence initiaux des différentes RS proposées	128
5.5	Scénario d'utilisation de notre approche d'adaptation avec dix RS	130
6.1	Types de plugins sous Moodle que nous avons utilisé avec les plugins développés (descriptions des types de <i>plugins</i> adaptées de [348])	135
6.2	Aperçu des <i>datasets</i> sur les expressions faciales	142
6.3	Matrice de confusion de REF pour le <i>dataset</i> CK+	144
6.4	Matrice de confusion de REF pour le <i>dataset</i> JAFFE	145
6.5	Comparaison de l' <i>accuracy</i> entre l'AG et <i>Randomized Search (10-fold-cross-validation)</i>	145
6.6	Comparaison de la taille du vecteur des caractéristiques entre l'AG et <i>Randomized Search</i>	146
6.7	Erreurs de classification pour trois <i>datasets</i> , 2 types de modèles SVM, et 4 valeurs de k	147
6.8	Valeurs optimales de k (k_{op}) en variant le type du modèle SVM et le <i>dataset</i>	148

6.9	Comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes dans la littérature	149
6.10	Statistiques descriptives des deux variables $PC_{prétest}$ et $PC_{post-test}$	150
6.11	Statistiques descriptives des deux variables $diffPC_{test}$ et $diffPC_{contrôle}$	152
6.12	Statistiques descriptives de $DiffPE$	154
6.13	Résultats de l'application du t-test sur l'échantillon $DiffPE$	155
D.1	Statistiques descriptives des deux variables $DuréeEngag_{test}$ et $DuréeEngag_{contrôle}$	208
D.2	Statistiques sur la sélection des RS	211

Abréviations et Acronymes

- <**ACAO**> <Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur>
- <**ACP**> <Analyse en Composantes Principales>
- <**AEQ**> <Achievement Emotions Questionnaire>
- <**AG**> <Algorithme génétique>
- <**AHA**> <Adaptive Hypermedia Architecture>
- <**AUDN**> <AU-aware Deep Networks>
- <**AU**> <Action Init>
- <**BVP**> <Blood Volume Pulse>
- <**CBR**> <Case Based Reasoning>
- <**CBR**> <Content-Based Recommendation>
- <**CFR**> <Collaborative Filtering Recommendation>
- <**CI**> <Coefficient d'Importance>
- <**CK**> <CohnKanade>
- <**CLBP**> <Compound Local Binary Pattern>
- <**CNN**> <Convolutional Neural Network>
- <**CSCL**> <*Computer Supported Collaborative Learning*>
- <**CVT**> <Control-Value Theory>
- <**DC-CWT**> <Continuous wavelet transform with discrete coefficients>
- <**DCGTE**> <Dynamic Course ware Generation with Teaching Expertise>
- <**DP**> <Degré de Pertinence>
- <**DWT**> <Discrete wavelet transform>
- <**EAD**> <Enseignement à Distance >
- <**EAO**> <Enseignement Assisté par Ordinateur>
- <**ECG**> <Electrocardiogram>
- <**EDA**> <Electrodermal Activity>
- <**EEG**> <Electroencephalography>
- <**EFACS**> <Emotional Facial Action Coding System>
- <**EF**> <Expression Faciale>
- <**EIAH**> <Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain>

- <EMG> <Electromyography>
<EmoLearnAdapt> <Emotion Learning adaptation>
<EmoPref> <Emotion Preferences>
<EOG> <Electrooculography >
<ERT> <Ensemble of Regression Trees>
<ESS> <Emotional Semantic Space>
<FACS> <Facial Action Coding System>
<FAD> <Formation à distance>
<Fast-Sic AAM> <FastSic Active Appearance Model>
<FER> <Facial Expression Recognition>
<FSN> <Fréquence de Sélection Normalisé>
<GALE> <GRAPPLE Adaptive Learning Environment>
<GA> <Genetic Algorithm>
<GRAPPLE> <Generic Responsive Adaptive Personalized Learning Environment>
<GWT> <Gabor Wavelet Transform>
<HMM> <Hidden Markov Model>
<HOG> <Histogram of Oriented Gradients>
<HRV> <Heart Rate Variability>
<IHM> <Interface Homme-Machine>
<INSPIRE> <INtelligent System for Personnalized Instruction in a Remote Environment>
<IRS> <Information Retrieval System>
<ITSPOKE> <Intelligent Tutoring SPOKEEn dialog system>
<ITS> <Intelligent Tutoring System>
<JAFFE> <Japanese Female Facial Expression>
<KNN> <K-Nearest Neighbors>
<LBP> <Local Binary Patterns>
<LPQ> <Local Phase Quantization>
<LTP> <Local Ternary Patterns>
<MAJ> <Mise à Jour>
<MFCC> <Mel-frequency Cepstral Coefficients>
<MLP> <Multi Layer Perceptron>
<MOGA> <Multi-Objective Genetic Algorithm>
<NSF> <National Science Foundation>
<OCC> <Ortony, Clore, Collins>
<PAD> <Pleasure, Arousal, Dominance>
<PC> <Profil Cognitif>

- <**PE**> <Profil Émotionnel>
- <**PHOG**> <Pyramid Histogram of Oriented Gradients>
- <**PIFAD**> <Plateforme Informatique pour la Formation à Distance>
- <**PIXED**> <Projet d'Intégration de l'eXpérience en Enseignement à Distance>
- <**PLATO**> <Programmed Logic for Automated Teaching Operations>
- <**PLORS**> <Personalized Learning Object Recommender System>
- <**PO**> <Profil Comportemental>
- <**PSO**> <Particle Swarm Optimization>
- <**RBF**> <Radial basis function>
- <**REF**> <Reconnaissance des Expressions Faciales>
- <**ROI**> <Région d'intérêt>
- <**RS**> <Ressource de Soutien>
- <**SCL**> <Skin Conductance Level>
- <**SEMA**> <Scale for Early Mathematics Anxiety>
- <**SERPOLET**> <Système d'enseignement et de Recyclage Par Ordinateur Liant Expertises et Technologies>
- <**SIFT**> <Scale-Invariant Feature Transform>
- <**SR**> <Système de Recommandation>
- <**STI**> <Système Tutoriel Intelligent>
- <**SVM**> <Support Vector Machine>
- <**TICCIT**> <Time-shared Interactive Computer Controlled Information Television>
- <**TIC**> <Technologies de l'Information et de la Communication>
- <**TORMES**> <Tutor-Oriented Recommendations Modelling for Educational Systems>
- <**TPOEM**> <Temporal Patterns of Oriented Edge Magnitudes>
- <**VARK**> <Visual, Aural, Read, Kinaesthetic>
- <**WHOG**> <weighted HOG>

Introduction générale

Les ordinateurs sont de plus en plus utilisés dans l'éducation. Le terme " Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain " (EIAH), qui a fait son apparition au début des années 2000 pour décrire un "environnement informatique destiné à favoriser l'apprentissage humain, c'est-à-dire la construction des connaissances chez un apprenant", et il a été inventé à la suite de ces progrès [1]. Les besoins de chaque apprenant peuvent être satisfaits. Dans le cadre de plateformes d'apprentissage collaboratif, la recherche s'est concentrée sur la conception de dispositifs et d'interfaces qui favorisent les interactions entre les apprenants, la communication à l'intérieur du groupe, le partage des ressources et la coordination entre les différents acteurs. L'une des formes d'apprentissage qui présente toujours des défis est l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (en anglais *Computer Supported Collaborative Learning* : CSCL), qui fait ces dernières années l'objet d'études pour évaluer son impact et ses limites [2, 3].

Grâce aux EIAH, il est possible de présenter des contenus et des activités adaptatifs et prendre en compte les connaissances que les apprenants ont acquises au cours du processus d'apprentissage. Cela nous amène au domaine des systèmes d'apprentissage adaptatif (en anglais, *Adaptive Learning System*), qui suscite un intérêt plus universel [4]. Le meilleur comportement pour interagir avec chaque apprenant individuel est généré par ces systèmes adaptatifs. L'objectif de ces systèmes est d'améliorer le processus d'apprentissage individuel [5, 6, 7], et de réunir les conditions afin que tous les apprenants réussissent. L'adaptation des ressources et des activités a été proposée comme une solution au problème de la diversité des niveaux et compétences des apprenants. Elle se base principalement sur le modèle de l'apprenant, qui contient de nombreuses informations sur l'état cognitif et comportemental de l'apprenant [8].

Les émotions peuvent également être un élément essentiel dans le processus d'adaptation pour montrer l'état actuel d'un apprenant. Dans le mode présentiel (face à face), l'enseignant peut adapter sa stratégie d'enseignement en observant les états affectifs des apprenants, c'est-à-dire leurs émotions, leurs expressions faciales, leurs émotions du discours et leurs mouvements corporels [9]. De plus, des études ont montré que les émotions positives peuvent favoriser une

meilleure motivation en créant des expériences d'apprentissage positives ; en revanche, les émotions négatives créent un état psychologique négatif chez les apprenants, perturbant le processus et réduisant les performances académiques (démotivation) [10, 11, 12, 13]. L'importance de l'émotion ne peut être sous-estimée. Selon Lüdtke et al. [14], et Kärner et Kögler [15], cette dernière est considérée comme un élément clé déterminant la qualité du processus d'apprentissage et l'obtention des résultats d'apprentissage souhaités.

Cette importance de l'émotion se renforce surtout dans les environnements d'apprentissage en ligne, où ils peuvent également avoir des impacts négatifs tels que l'isolement provoqué par la séparation physique et temporelle de l'apprenant et de l'enseignant, les difficultés à encourager les apprenants, la frustration et le doute. Tous ces éléments vont diminuer le désir d'apprendre de l'apprenant, le démotiver, et avoir un impact négatif sur son état émotionnel (psychologique) pendant la session d'apprentissage. L'apprenant peut abandonner la session suite à cet état négatif [16]. De nombreux apprenants abandonnent rapidement les plateformes d'apprentissage en ligne sans être satisfaits [17, 18, 19, 20]. Ainsi, l'interaction avec les apprenants est moins efficace que dans les environnements d'apprentissage traditionnels.

Dans les environnements d'apprentissage en ligne, il est donc important d'identifier les relations entre les aspects émotionnels, cognitifs et motivationnels de l'apprentissage par la disposition des méthodes fiables de reconnaissance des émotions [21]. Cette dernière est une tâche difficile, surtout qu'on doit reconnaître les émotions académiques¹ qui sont complexes comme le plaisir d'apprendre, la frustration, la colère face aux tâches difficiles et l'ennui ressenti durant l'apprentissage, etc. C'est pourquoi, un large éventail de sources d'informations émotionnelles sont employées dans la littérature comme les questionnaires, les textes, la parole, les expressions faciales, les gestes du corps et même à partir des capteurs physiologiques comme l'EEG (*Electroencephalogram*), l'ECG (*Electrocardiogram*), l'EDA (*Electrodermal activity*), etc.

À cette fin, les informations sur les expressions faciales sont souvent utilisées dans les systèmes de reconnaissance automatique des émotions [22], ce qui explique pourquoi la reconnaissance des expressions faciales (REF) est mentionnée comme étant les sujets les plus discutés parmi les neuf sujets de recherche fondamentale sur la reconnaissance automatique des émotions [23]. La reconnaissance des émotions à partir des expressions faciales peuvent être inspirée de l'apprentissage en classe. L'enseignant analyse les émotions de l'apprenant, notamment à partir de son visage. Les capteurs de données de cette source (caméra) sont disponibles pour tous les apprenants qui apprennent soit à partir d'un ordinateur ou du mobile (*m-learning*),

1. **Émotion académique** : est un terme utilisé pour décrire les émotions que les apprenants ressentent dans un contexte académique et qui expliquent toutes sortes de processus psychologiques pendant l'apprentissage

contrairement à d'autres capteurs [24].

L'idée est de prendre en considération l'état émotionnel reconnu à partir des expressions faciales des apprenants lors de la proposition des activités pédagogiques aux apprenants ou la recommandation des activités à entreprendre dans le cas d'une difficulté d'apprentissage ou un blocage quelque soit leur origine.

La problématique de recherche de ce travail peut être explicitement énoncée comme suit : *Étant donné un apprenant qui a des difficultés d'apprentissage, en état psychologique difficile, isolé ou démotivé, Comment adapter les ressources et les activités en se basant sur ses caractéristiques émotionnelles (extraites à partir de ses expressions faciales) de telle sorte que cela peut le débloquent et l'aider dans son processus d'apprentissage ?*

Cela nous amène à poser des questions sur la modélisation de l'émotion de l'apprenant elle-même : *Comment reconnaître l'émotion de l'apprenant à partir de ses expressions faciales ? Quels sont les moments de reconnaissance de ces émotions ?, et comment mettre à jour le profil émotionnel de l'apprenant ?*

Dans le cadre d'un environnement d'apprentissage social collaboratif, les apprenants interagissent avec leurs homologues en utilisant des outils favorisant l'apprentissage social et collaboratif. Dans ce cas, on doit alors prendre en compte en plus de l'émotion, d'autres informations encapsulées dans le modèle de l'apprenant comme les compétences cognitives et comportementales de l'apprenant, ses préférences et son style d'apprentissage. *Quels sont dans ce cas les critères d'adaptation adéquats ? et comment modéliser l'apprenant dans ce cas ?*

En ce qui concerne les ressources / activités de soutien qui s'adaptent, d'autres questions peuvent se poser : *Quelles sont leurs natures ? quelles sont celles qui vont soutenir l'apprenant psychologiquement et/ou pédagogiquement ? Est-ce que tous les critères d'adaptation vont être de la même importance pour toutes ses ressources/activités de soutien ou non ?*

En résumé, l'objectif principal de ce travail est de développer une approche d'adaptation des différentes ressources et activités pédagogiques qui permettent à l'apprenant de choisir à travers un outil de recommandation celles qui peuvent le soutenir et l'aider s'il est en difficulté. Cette adaptation sera basée sur les aspects relatifs aux apprenants y compris les informations émotionnelles extraites à partir de leurs expressions faciales.

Nous pouvons condenser nos contributions au sujet de la recherche dans les points suivants :

- La proposition d'un système de reconnaissance des expressions faciales basé sur les filtres de Gabor pour l'extraction des caractéristiques et les algorithmes génétiques pour la sélection des caractéristiques et l'optimisation des hyperparamètres du classifieur SVM (*Support*

Vector Machine). Il permet de reconnaître les six expressions faciales d'Ekman (colère, dégoût, peur, surprise, bonheur et tristesse) et l'état neutre.

- La modélisation de l'émotion de l'apprenant qui va exploiter les expressions faciales générées en proposant un algorithme qui va quantifier l'émotion et mettre à jour le profil émotionnel de l'apprenant.
- La proposition d'un modèle de l'apprenant qui tient compte des caractéristiques de l'émotion, le niveau cognitif, compétences comportementales, préférences des activités et le style d'apprentissage.
- La proposition d'un outil d'adaptation des ressources de soutien basé sur un ensemble de critères d'adaptation extraits à partir de modèle de l'apprenant. Ces critères étant de natures diverses, il faut les normaliser pour l'adopter dans un système informatique.
- La proposition d'une taxonomie des ressources de soutien à recommander classées en ressources pédagogiques et/ou psychologiques. Pour une ressource de soutien donnée, on attribue pour chaque critère d'adaptation un coefficient d'importance pondéré par l'administrateur par un tableau de bord.
- La mise en œuvre d'un système d'adaptation à base d'émotion des ressources de soutien intitulé *emoLearnAdapt* pour «*Emotion Learning Adaptation*». Ce système doit fournir toutes les fonctionnalités fondamentales disponibles dans les environnements d'apprentissage social.
- La validation du système de reconnaissance des expressions faciales en faisant des expérimentations sur trois *datasets*.
- La validation du *emoLearnAdapt* par la conduite d'une d'une expérimentation sur un échantillon réel d'étudiants.

En ce qui concerne la structure de la thèse, en plus de ce chapitre préambule qui présente le contexte de l'étude et la problématique de recherche, la thèse est structurée en deux parties : La première partie est un état de l'art du domaine. Elle est composée de trois chapitres. Le chapitre 1 est dédié aux **environnements d'apprentissage social et collaboratif**. Nous commençons par faire un survol historique des différentes générations des environnements d'apprentissage en ligne jusqu'au EIAH, puis les composants de ce dernier. Ensuite, nous exposons quelques termes en relation avec la formation à distance. Enfin, nous soulevons les aspects sociaux et collaboratifs de l'apprentissage, afin d'examiner l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur.

Le chapitre 2 présente les concepts de base relatifs à la notion **d'émotion dans les environnements d'apprentissage humain**. Nous nous focalisons en premier lieu sur l'impact

de l'émotion sur les niveaux psychologiques, motivationnels, cognitifs et sociaux. Puis, nous présentons les différents modèles de représentation de l'émotion dans l'apprentissage humain. La panoplie des sources d'informations émotionnelles est ensuite abordée avec les diverses approches de reconnaissance de l'émotion en EIAH. Enfin, on présente quelques thématiques de la reconnaissance des expressions faciales.

Le chapitre 3 est **un état de l'art des travaux connexes sur l'adaptation à base d'émotion**. On commence par présenter les différentes techniques d'adaptation en EIAH, puis celles des systèmes de recommandation. Après, nous parcourons les travaux récents des environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotion et nous mettons en exergue comment ces travaux extraient l'émotion des apprenants et quelles recommandations sont générées. Enfin, ce chapitre se termine par une synthèse de l'état des travaux dans le domaine qui balise le chemin pour la poursuite de notre travail.

La deuxième partie de la thèse contient nos contributions. Elle est composée de trois chapitres. Le chapitre 4 expose **une nouvelle approche pour la modélisation de l'émotion de l'apprenant**. Nous commençons par décrire le système de reconnaissance des expressions faciales proposé qui extrait les caractéristiques des apprenants avec les filtres de Gabor et qui s'appuie sur les algorithmes génétiques pour l'optimisation des caractéristiques et hyperparamètres du classifieur SVM. Dans la deuxième partie du chapitre, nous proposons un modèle de l'émotion de l'apprenant pour la mise à jour de son profil émotionnel tout en exploitant les expressions faciales générées par le système de reconnaissance des expressions faciales.

Le chapitre 5 aborde **l'approche d'adaptation à base d'émotion proposée**. Il commence par la description du modèle de l'apprenant proposé qui encapsule les informations sur l'état émotionnel de l'apprenant, ses compétences cognitives et comportementales, ainsi que ses préférences et son style d'apprentissage. Ensuite, nous présentons les différents types de ressources de soutien, et nous définissons pour chacun d'eux des coefficients d'importance pour chaque critère d'adaptation. Puis, nous détaillons le processus d'adaptation qui exploite l'ensemble de critères afin de recommander à l'apprenant les ressources de soutien qui peuvent l'aider.

Le chapitre 6 est dédié à **la mise en œuvre des approches proposées, expérimentations et aux résultats obtenus**. Dans un premier temps, nous présentons le système développé avec ses différentes fonctionnalités. Pour cela, nous développons, un ensemble de plugins installé dans la plateforme Moodle². Nous validons dans un premier temps le système de reconnaissance des expressions faciales proposé par la réalisation de plusieurs tests expé-

2. **Lien de la plateforme** : <http://emoadapt.com>

rimentaux sur trois fameux datasets. Pour valider l'approche d'adaptation à base d'émotion, une expérimentation a été réalisée sur un échantillon réel d'étudiants, en testant l'impact du système sur l'amélioration du niveau cognitif et aussi sur l'amélioration des émotions positives de l'apprenant.

Nous clôturons cette thèse par une conclusion générale qui met en exergue nos contributions et qui trace les perspectives de recherches futures.

Première partie

État de l'art

Chapitre 1

Environnements d'apprentissage social collaboratif

Contenu du chapitre

1	Introduction	7
2	Initiation au EIAH	8
2.1	Historique : de l'EAO vers les EIAH	9
2.2	Les composants des EIAH	12
3	Formation à distance FAD	15
3.1	Plateforme informatique pour la formation à distance PIFAD	15
4	Les environnements d'apprentissage collaboratif et social	17
4.1	Apprentissage collaboratif	17
4.2	Les bases d'un modèle de collaboration pour les groupes d'apprenants	18
4.3	Le <i>social learning</i> : un mode d'apprentissage collaboratif	19
4.4	Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur ACAO	20
5	Conclusion	21

1 Introduction

Toutes les "nouvelles" technologies offrent de nouveaux moyens d'enseignement et permettent une plus grande variété de supports pour l'apprentissage, mais leur vulgarisation dans la société et surtout dans les écoles rencontre beaucoup de problème. Il semble donc nécessaire de s'interroger sur ces technologies en se posant des questions telle que : pourquoi n'ont-elles pas été plus largement utilisées ? Comment développer de nouvelles technologies qui répondent

à un réel besoin des enseignants et des apprenants ? Quelles sont les caractéristiques de l'enseignement assisté par les technologies ? et quel est l'impact de ces technologies sur l'apprentissage ? Les recherches sur *les environnements informatiques pour l'apprentissage humain* (EIAH) permettent justement de répondre à ces questions. Cependant, les apprenants dans ces environnements doivent collaborer afin de partager les connaissances par l'interaction entre pairs et l'apprentissage en groupe. Pour cela, le domaine de *l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur* (ACAO) est apparu.

Dans ce chapitre, nous tenons compte en premier lieu de l'initiation aux environnements informatiques pour l'apprentissage humain. Ensuite, nous définissons quelques termes en relation avec la formation à distance. En deuxième partie de ce chapitre, nous abordons les aspects social et collaboratif de l'apprentissage afin de se pencher sur l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur.

2 Initiation au EIAH

L'Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain (EIAH) est une appellation très récente, elle est portée par l'équipe de recherche du même nom du laboratoire Leibniz et a été entérinée en 1997. Balacheff et *al.* [25] définissent l'EIAH comme suit :

" EIAH est un environnement informatique qui facilite l'apprentissage humain et la création de connaissances chez un apprenant. Ce type d'environnement réunit des agents humains (étudiant, enseignant, tuteur) et artificiels (agents informatiques qui peuvent également jouer plusieurs rôles) et leur offre des possibilités d'interaction soit localement, soit via des réseaux informatiques, ainsi que l'accès à des ressources de formation humaines et/ou médiatisées, qui peuvent être locales ou distribuées. "

NICOLAS BALACHEFF (1997) [25]

Ils ont l'objectif de susciter, d'accompagner et de personnaliser l'apprentissage. Le champ scientifique des EIAH touche différentes disciplines : l'informatique, la psychologie, l'éducation, la pédagogie, la didactique et la sociologie.

En raison de cette interdisciplinarité, ces EIAH tels que les systèmes tutoriels intelligents, les environnements d'enseignement assisté par ordinateur, les environnements d'apprentissage multimédias interactifs, les environnements d'apprentissage collaboratifs assisté par ordinateur et les environnements d'apprentissage en ligne ont surgi pour décrire comment la technologie est utilisée dans l'éducation [26].

2.1 Historique : de l'EAO vers les EIAH

Depuis l'apparition de l'informatique, le domaine de l'éducation comme beaucoup d'autres a été touché par cette nouvelle technologie. Depuis les années soixante, de nombreuses recherches ont été menées dans le but d'employer des ordinateurs pour effectuer un travail humain tel que l'enseignement ou l'apprentissage [27]. Plusieurs travaux ont été effectués dans ce sens et ont donné lieu à plusieurs générations de systèmes.

Enseignement Assisté par Ordinateur EAO

Emergés surtout dans les années 70, ces systèmes sont capables de proposer toute une série d'activités à l'apprenant en fonction de ses performances. Cette génération a d'abord été influencée par le courant béhavioriste Skinérien¹ : il s'agissait de fournir un *feedback* immédiat aux réponses de l'apprenant, le concepteur, devait alors prévoir tous les chemins possibles à travers les leçons (ou unités), tout en incluant le retour en arrière pour revoir une notion ou pour une remédiation. Les avantages de ces systèmes sont : la possibilité pour l'apprenant de s'entraîner ou apprendre à son rythme, de participer à des simulations de situations et de phénomènes. Malgré ça, ils ont été qualifiés de rigides, difficiles à concevoir, non adaptables aux caractéristiques individuelles d'un apprenant (il n'y a pas de modélisation de l'apprenant) [29].

Exemples de systèmes EAO : En 1971, aux Etats-Unis, la *National Science Foundation* NSF a lancé deux grands projets dans le but de prouver l'efficacité de l'enseignement assisté par ordinateur pour l'enseignement. Le projet TICCIT [30] (**T**ime-shared **I**nteractive **C**omputer **C**ontrolled **I**nformation **T**elevisi**O**n), sorti en 1975 et le projet PLATO (**P**rogrammed **L**ogic for **A**utomated **T**eaching **O**perations), sorti en 1977. Bien qu'aucun des deux projets n'ait été couronné de succès, ils ont néanmoins propulsé l'enseignement avec des ordinateurs à un niveau qui a jeté les bases de la plupart des efforts ultérieurs [31].

1. **Apprentissage skinnerien** : théorie fondée par Edward Thorndike et développée par Burrhus Frederic Skinner qui s'intéresse à l'apprentissage dont résulte une action et tient compte de conséquences de cette dernière rendant plus ou moins probable la reproduction dudit comportement [28]



(a) PLATO



(b) TICCIT

FIGURE 1.1 – Exemples de systèmes EAO (à droite TICCIT [32] et à gauche PLATO [33])

Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur EIAO₁ et les Systèmes Tutoriels Intelligents STI : Début de l'influence de l'intelligence artificielle

Afin de créer des systèmes plus autonomes et qui sont capables de s'adapter au besoin de l'apprenant pour individualiser l'enseignement, une nouvelle génération des systèmes appelés **EIAO₁ (Enseignement Intelligemment Assisté par Ordinateur)** apparaissent. Ces systèmes ont intégré les techniques d'intelligence artificielle dans les EAO par combinaison de nombreux concepts de l'IA, telles que les représentations de connaissances, le raisonnement logique, le traitement du langage naturel, la planification, la modularité, les agents, etc. [29].

Exemples de systèmes EIAO₁ : Le programme SCHOLAR, écrit par Carbonell en 1970 [34], s'intéresse comme la majorité des premiers travaux réalisés dans ce domaine, à la représentation des connaissances du domaine. Il permet d'enseigner des connaissances factuelles sur la géographie de l'Amérique du Sud. Dans ce système, L'apprenant et le système peuvent alternativement poser des questions et prendre l'initiative (Dialogue à initiative mixte). La figure 1.2 représente un exemple de dialogue dans le programme SCHOLAR.

les systèmes tutoriels intelligents STI (en anglais *Intelligent Tutoring System ITS*) étaient populaires aussi, dans les années 1980 et 1990. Ils sont composés d'une base de connaissances du domaine, une stratégie tutorielle, un modèle de l'apprenant et une interface de communication. Le parcours des premières versions des STI est prédéterminé [29] ; d'autres, ont mis l'accent sur la planification dynamique [35, 36], la simulation [37], ou l'apprentissage collaboratif [38].

Comme exemple de STI, le *Geometry Tutor*, développé par Anderson en 1983 [39]. Ce

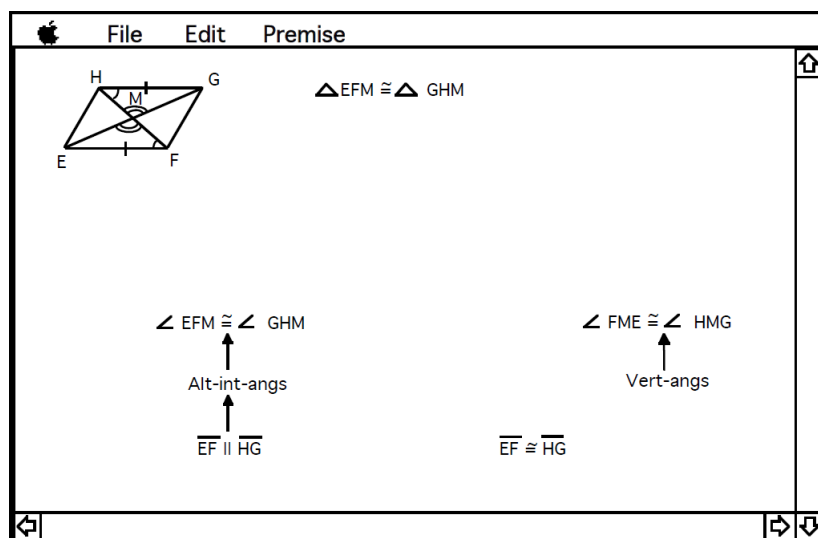
```

What is the language of Argentina?
student>Probably Spanish
Very good
Approx what is the area of Argentina?
student>Tell me something about Peru
Peru is a country
It is located in south America
The capital is Lima
Now answer the question you didn't answer before
student>The area of Argentina is 1100000 square
miles
Approximately true, but a more exact value is
1200000
The eastern bordering country of Peru is ---
student>Catholicism
Wrong. Catholicism is not a country but a religion
the correct answer is Brazil

```

FIGURE 1.2 – Exemple d'interactions dans le système SCHOLAR

système est destiné à assister un élève en situation de découverte et de conduite de preuve en géométrie élémentaire. Le principe de fonctionnement du système est simple. Le système fournit les hypothèses, les figures et la conclusion à démontrer ; l'élève choisit une règle et ses prémisses, si les choix sont justes, alors le système applique la règle, jusqu'à ce que la démonstration soit complète [39]. La figure 1.3 représente une interface de ce système.

FIGURE 1.3 – Interface de *Geometry Tutor* d'Anderson

Il y a aussi, le système *BUGGY* (de Brown et Burton développé en 1975 [40, 41]) pour l'apprentissage de la soustraction écrite et le *SQL-Tutor* (Mitrovic, 1998 [42]) qui permet d'apprendre le langage SQL.

Environnement Interactif d'Apprentissage par Ordinateur EIAO₂

Lorsque l'on a découvert que la présentation d'une explication ne peut se limiter à donner une explication textuelle que l'utilisateur est censé lire pour la comprendre, un nouveau ère des **environnements Interactifs d'apprentissage par ordinateur EIAO₂** apparaît dans les années 90 (Baron et *al.* [43]). Cette ère concentre plus sur les travaux qui s'intéressent à l'interaction avec l'apprenant au lieu de ceux qui s'intéressent aux systèmes de résolution de problèmes (cela justifie le remplacement du terme « Intelligemment » par « interactif »). Ces environnements prennent en compte les acquis, les expériences et les échecs de l'enseignement intelligemment assisté par ordinateur par l'insistance sur l'interactivité plus que sur l'IA, réhabiliter le tuteur humain, se préoccuper des usages des logiciels, travailler dans des équipes pluridisciplinaires, etc.

Dans ce type d'environnements, on passe de l'enseignement vers l'apprentissage, où ces environnements s'intéressent à la production de connaissances par l'apprenant plutôt que le transfert de connaissance de l'enseignant à l'apprenant. Ainsi, la machine sera un moyen d'accompagnement de l'apprenant par conséquent remplacer le terme « par ordinateur » par « avec ordinateur » [44].

Vers les environnements informatiques pour l'apprentissage humain

À la fin des années 90, et avec l'apparition de l'internet et le développement du *World Wide Web*, les recherches glissent vers les systèmes permettant l'interaction et la communication entre les différents acteurs humains et machines tout en étant répartis dans l'espace et le temps. Pour cela, un nouveau terme a été inventé : **les environnements informatiques pour l'apprentissage humain EIAH** [25]. Le terme « ordinateur » est remplacé par « informatique », car l'informatique intègre l'ensemble des technologies de l'information et de la communication TIC. On remarque aussi l'utilisation du terme « apprentissage humain » pour ne pas confondre avec l'apprentissage automatique (une des branches de l'IA).

2.2 Les composants des EIAH

Bien que les composants sont différents de la typologie de l'EIAH, la majorité comporte un modèle de domaine qui sait ce qu'il faut enseigner, un modèle pédagogique qui sait comment enseigner, un modèle d'apprenant qui peut personnaliser l'apprentissage en tenant compte de l'apprenant, et une interface qui est le moyen visible par lequel l'apprenant interagit avec le système. La figure 1.4 aborde les composants classiques de l'EIAH (adapté de [45]).

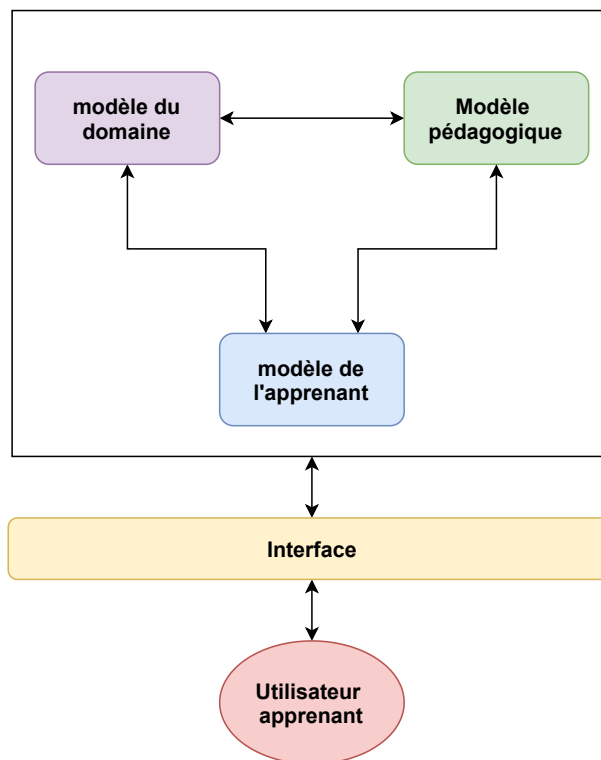


FIGURE 1.4 – Composants classiques des EIAH

Dans ce qui suit, nous abordons ces trois modèles en détails avec des exemples de chacun.

1. **Modèle du domaine** : Il permet de représenter les connaissances de la matière à apprendre et des relations entre les différentes parties de cette matière. Pour la modélisation de ces connaissances, plusieurs méthodes de l'IA ont été utilisées, parmi lesquelles, on trouve les formalismes suivants [46].

- **Basés sur l'utilisation des graphes** : les concepts qui représentent les connaissances sont réunis sous forme de graphe.
- **Basés sur la logique** : dans ce cas le savoir est représenté par le langage de cette logique et le savoir-faire par l'intermédiaire des règles de production.
- **Basés sur l'utilisation de bases de règles** : par l'utilisation des règles de production et une base des faits.
- **Basés sur l'utilisation de langages de Frames** : dans ce type de formalisme, les connaissances déclaratives et procédurales sont regroupées dans la même entité nommée Frame.

2. **Modèle pédagogique** : ces modèles sont le mécanisme par lequel nous lions la théorie à la pratique. Les modèles pédagogiques conduisent à la spécification de stratégies pédagogiques. Ils permettent de représenter les approches efficaces de l'enseignement [47, 48].

3. **Modèle de l'apprenant** : il est essentiel dans un l'EIAH car il permet de représenter en temps réel le niveau de connaissance de l'apprenant, ainsi que d'évaluer et de gérer le processus didactique. Il permet au système de s'adapter aux besoins de son interlocuteur afin de fournir un enseignement personnalisé. Il doit être donc dynamique, ce qui signifie que le matériel doit changer au fur et à mesure que l'interaction se développe. Il est nécessaire que le système possède certaines informations sur l'apprenant pour construire ce modèle et le faire évoluer. Le système perçoit le comportement de l'apprenant à partir de l'interface [25].

Exemple illustratif 1 : Prenons l'exemple d'un EIAH (inspiré de [47]) conçu pour fournir un *feedback* personnalisé à un étudiant. Pour y parvenir, le système doit savoir sache quelques informations :

- Les approches efficaces de l'enseignement (qui sont représentées dans un modèle pédagogique).
- La matière à apprendre (représentée dans le modèle de domaine).
- L'étudiant (représenté dans le modèle de l'apprenant).

Exemple illustratif 2 : Des exemples de connaissances spécifiques qui pourraient être intégrées dans chacun de ces modèles sont présentés dans le tableau 1.1 (inspiré de [47]).

Modèle	Ce que le modèle représente	Exemples de connaissances spécifiques représentées dans les modèles
Modèle pédagogique	Les connaissances et l'expertise de l'enseignement	"Échec productif" (permettant aux élèves d'explorer un concept et de faire des erreurs avant d'afficher la "bonne" réponse)
		un <i>feedback</i> (questions, conseils, ...), déclenché par les actions de l'élève, qui est conçu pour aider l'élève à améliorer son apprentissage.
		L'évaluation pour informer et mesurer l'apprentissage
Modèle du domaine	Les connaissances du sujet à apprendre (expertise du domaine)	Comment ajouter, soustraire ou multiplier deux fractions
		Les causes de la première guerre mondiale
		Comment écrire un programme en C
Modèle de l'apprenant	Les connaissances de l'apprenant	Les réalisations et les difficultés antérieures de l'élève
		L'état émotionnel de l'apprenant
		L'engagement de l'élève dans l'apprentissage (par exemple : le temps passé à la tâche)

TABLE 1.1 – Exemples de connaissances spécifiques qui pourraient être intégrées dans le modèle pédagogique, domaine et de l'apprenant.

Autres modèles dans les EIAHs

En plus des trois modèles, les chercheurs en EIAH ont créé des modèles qui représentent les composantes **sociales**, **émotionnelles** et **métacognitives**² de l'apprentissage, cela permet à ces systèmes EIAH de prendre en compte une gamme complète de facteurs ayant un impact sur le processus d'apprentissage [47].

3 Formation à distance FAD

Depuis plusieurs années, l'enseignement à distance EAD a émergé dans plusieurs systèmes éducatifs nationaux. La formation à distance (FAD) continuera à se développer dans les années à venir à cause de progrès technologiques et de besoins croissants de formation continue. D'après Perriault [49], plusieurs raisons conduisent à choisir les FAD par les personnes :

- pour apprendre une compétence tout en travaillant ou en restant chez soi.
- pour acquérir des connaissances afin d'apporter de la valeur aux interactions professionnelles.
- pour avoir plus de temps, de flexibilité et de liberté.

Malgré ça, le pourcentage de réussite aux examens est entre 30% et 40%, cela s'explique par la sous-estimation de la difficulté d'apprendre seule [49]. Pour faire face à ce problème, les technologies de l'information et de la communication TIC (tels que l'internet, les réseaux haut débit, etc.) sont au cœur des avancées contemporaines et une multitude de nouvelles plateformes informatiques pour que l'EAD voie le jour.

3.1 Plateforme informatique pour la formation à distance PIFAD

L'utilisation des TIC a permis d'offrir une véritable complémentarité organisationnelle et pédagogique à l'EAD. Les dispositifs d'apprentissage à distance qui s'appuient sur des réseaux informatiques sont appelés "plateforme informatique pour la formation à distance" (PIFAD).

Les PIFAD associent des contenus pédagogiques à des outils d'apprentissage, d'évaluation et de communication pour diffuser et gérer les connaissances . Les plateformes sont diverses et offrent aux consommateurs une variété de services. Elles sont conçues pour la consultation de contenus pédagogiques à distance, l'individualisation de l'apprentissage et le tutorat à distance.

2. La métacognition est parfois définie simplement comme "la connaissance de sa propre pensée". Elle comporte deux éléments : être conscient de sa pensée et être capable de la contrôler ou de la réguler [47]

Les acteurs dans la PIFAD

Ces plateformes comprennent des outils de soutien qui facilitent le travail des acteurs engagés dans le processus d'apprentissage à distance (enseignant, concepteur informatique, tuteur, apprenant et administrateur). La figure 1.5 décrit les acteurs dans la PIFAD.

1. **Enseignant** : la création du matériel pédagogique est souvent sa responsabilité. Il élabore aussi les parcours pédagogiques typiques bien adaptés aux objectifs d'apprentissage.
2. **Concepteur informatique** : c'est celui qui crée les médias (texte, image, vidéo, etc.). Parfois, c'est l'enseignant lui-même.
3. **Tuteur** : est crucial, notamment lorsqu'il s'agit de guider les apprenants dans leurs activités d'apprentissage. Il peut modifier leurs parcours pour rendre l'apprentissage plus efficace dans certains cas.
4. **Apprenant** : C'est l'acteur le plus importants, son rôle est simple, il doit suivre les formations auxquelles ils s'est inscrit. L'apprenant peut être un étudiant, un stagiaire ou un élève bénéficiaire du dispositif de formation [50]. Les apprenants peuvent être répartis en groupe.
5. **Administrateur** : il est chargé de l'installation et de l'entretien de la plateforme, ainsi que l'inscription des apprenants et des privilèges d'accès au ressources et activités pédagogiques.

Les rôles de ces acteurs humains sont souvent fusionnés dans les diverses plateformes, par exemple : les rôles du concepteur informatique et de l'enseignant ou de l'enseignant et le tuteur. Le modèle illustré dans la figure précédente permet d'expliquer le principe général des PIFAD.

Plusieurs plateformes utilisent seulement les ressources pédagogiques (page HTML de cours, vidéo, fichier pdf, etc.) comme bases de leur stratégie d'enseignement. D'autres réduisent les activités d'apprentissage par (quiz, jeux sérieux, activités collaboratives, . . . etc.) par la réalisation des exercices de type choix multiple [51]. Parmi les plateformes indiquées dans la littérature, nous trouvons plusieurs plateformes comme *WebCT*, *Virtual-U*, *Learning Space*, *Librarian*, , etc. [27].

Alors que ces plateformes ont contribué de manière significative à l'avancement de l'éducation et de la formation à distance, elles ne prennent pas en considération **l'aspect collaboratif** (favoriser la collaboration, l'interaction et la conscience de groupe), et aussi elle ne tient pas compte de **l'aspect social**. Dans la section suivante, nous abordons les outils qui favorisent ces deux aspects.

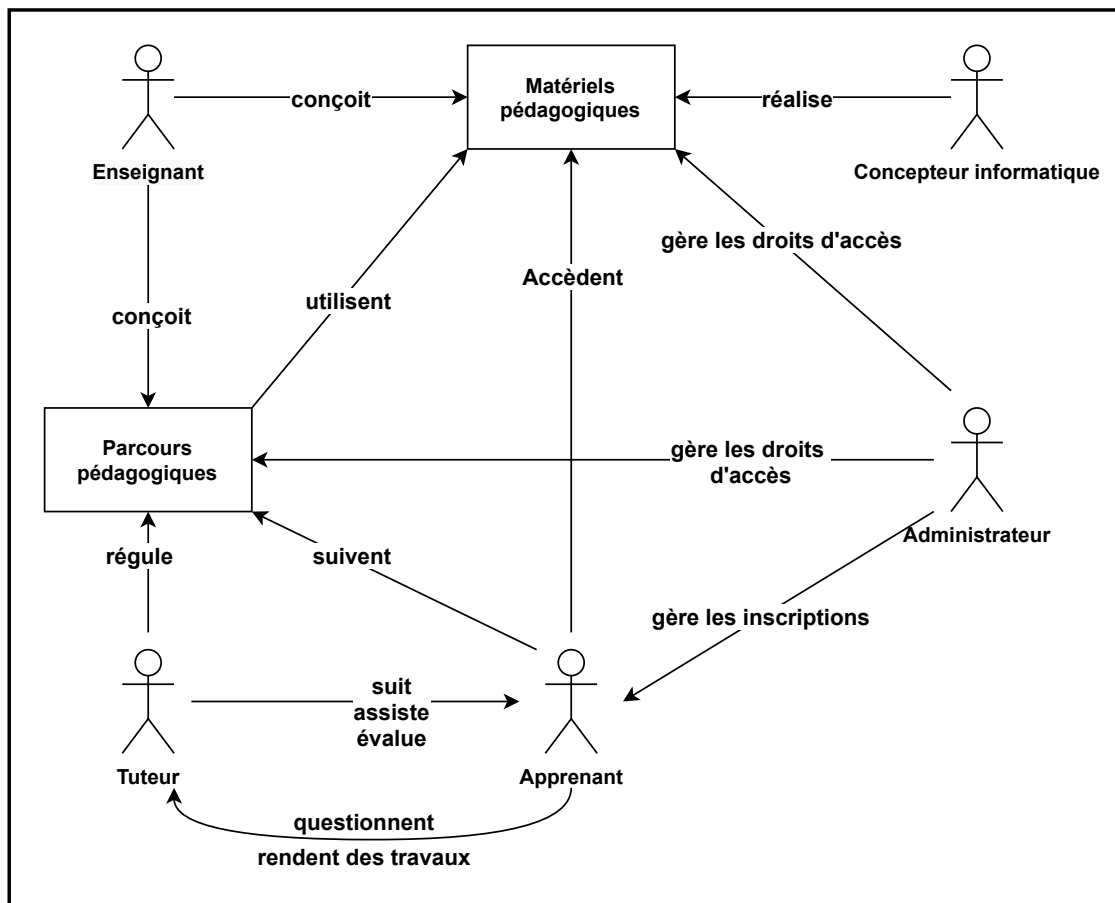


FIGURE 1.5 – Les acteurs dans les PIFAD [51]

4 Les environnements d'apprentissage collaboratif et social

4.1 Apprentissage collaboratif

Les apprenants sont responsables de leur propre apprentissage et de celui des autres dans une démarche d'apprentissage collaboratif [52]. Les activités ne sont pas dirigées et les apprenants prennent en charge la majeure partie du travail de groupe. L'enseignant ne prescrit pas de tâches aux étudiants ; ceux-ci négocient plutôt ces responsabilités entre eux [53]. Les apprenants travaillent ensemble sur une tâche d'apprentissage bien définie de manière interdépendante, contrairement à l'apprentissage coopératif.

Henri et Lundgren-Cayrol ont proposés en 2001 [54] une définition d'apprentissage collaboratif qui met l'accent sur l'effort de groupe pour la production collective de connaissances dans une démarche sociale.

" L'apprentissage collaboratif est une démarche active par laquelle l'apprenant travaille à la construction de ses connaissances. Le formateur y joue le rôle de facilitateur des apprentissages alors que le groupe y participe comme source d'information, comme agent de motivation, comme moyen d'entraide et de soutien mutuel et comme lieu privilégié d'interaction pour la construction collective des connaissances. La démarche collaborative reconnaît le caractère individuel et réflexif de l'apprentissage de même que son ancrage social, en le rattachant aux interactions de groupe. "

— HENRI ET LUNDGREN-CAYROL (2001) [54]

4.2 Les bases d'un modèle de collaboration pour les groupes d'apprenants

Avant d'aborder la modélisation de la collaboration, nous parlons des groupes d'apprentissage qui ont un objectif similaire qui se divise en réalisation individuelle de l'activité de formation dans laquelle l'apprenant est impliqué et l'apprentissage avec les autres [55].

Pour qu'un groupe d'apprentissage existe, les apprenants doivent posséder en plus du désir de réussir, la volonté de participer et de contribuer, c'est-à-dire de s'engager dans la réalisation des activités collaboratives et d'accepter le mode de fonctionnement du groupe avec ses récompenses et ses satisfactions ainsi que ses exigences et ses contraintes. [54].

Nous mettrons en évidence la modélisation de France Henri et Karin Lundgren-Cayrol [54] qui s'intéresse à l'étude du processus de collaboration qui se vit au sein du groupe par :

- comprendre comment s'articule le travail intellectuel au sein d'un groupe ;
- identifier les exigences cognitives de ce travail ;
- décrire les outils technologiques qui peuvent être utiles pour eux.

Dans la démarche de l'apprentissage collaboratif, les apprenants doivent être disposés à **rejoindre** le groupe et à **communiquer** afin de travailler et d'apprendre ensemble. La collaboration nécessite également l'utilisation de méthodes de gestion pour **coordonner** les activités des apprenants tout en maintenant leur autonomie, par conséquent, la modélisation de la collaboration peut être établie avec les trois composants suivants [54] :

- **Communication** : pour alimenter la réflexion sur l'objectif de la collaboration, pour remplir les tâches et pour favoriser les connexions ;

- **Engagement** : pour assurer une contribution cognitive et sociale significative, pour se mettre au service du groupe et pour organiser les efforts de réussite ;
- **Coordination** : pour optimiser l'efficacité de l'activité du groupe.

La figure 1 représente les trois composantes de base du modèle de collaboration.

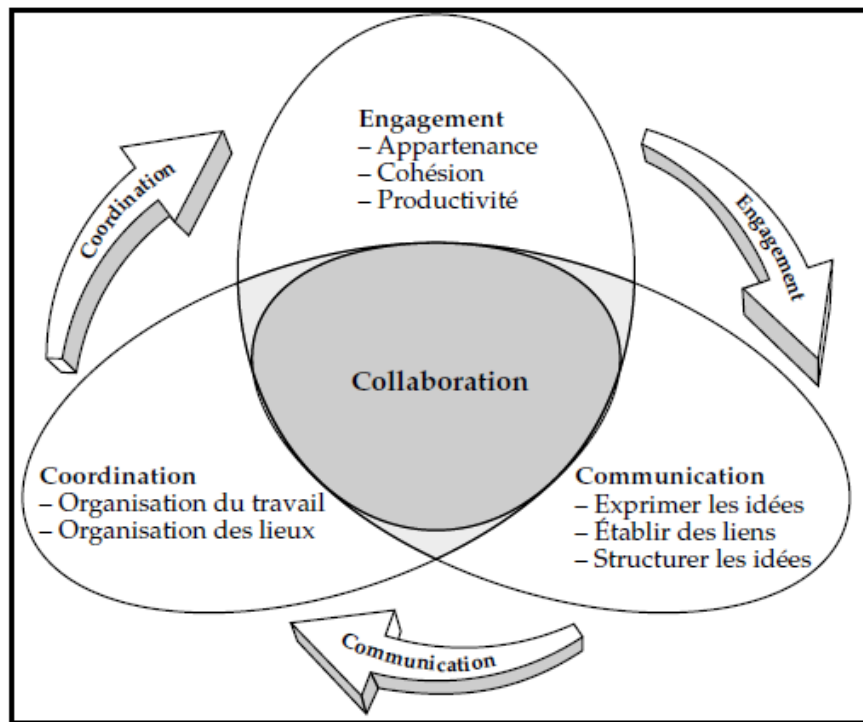


FIGURE 1.6 – Composantes de base du modèle de collaboration [54]

4.3 Le *social learning* : un mode d'apprentissage collaboratif

Les apprenants peuvent coopérer aussi bien en classe, et donc en présence d'autres personnes qu'à la maison, où chaque élève peut d'abord, consacrer le temps nécessaire à l'approfondissement de son étude, puis partager ses résultats avec le reste du groupe. Cette manière de coopérer dans le but d'atteindre des objectifs est connue sous le nom de *social learning* (l'apprentissage social) [56].

F. Ferhani et *al.* ont défini le *social learning* dans [57] comme suit :

Définition 1.1. « *Le Social Learning est un mode d'apprentissage collaboratif. Il se définit de façon simple comme un mode d'apprentissage permettant le développement des connaissances, des compétences et des comportements par la connexion aux autres, que ce soient des collaborateurs, des collègues, des conseillers ou des experts, en utilisant des médias numériques synchrones ou asynchrones.* »

Il n'y a pas de détenteur unique d'informations dans ce type d'apprentissage, mais plutôt un échange de connaissances, de compétences et d'expériences entre les individus. Grâce à des outils de web 2.0 tels que les blogs, les microblogs, les wikis et les réseaux sociaux. Cette méthode collaborative de transmission des connaissances s'est véritablement développée. Chacun a la capacité de communiquer, d'échanger, de témoigner et de tirer profit de l'information. Le *social learning* encourage les individus à travailler ensemble et conduit à la création d'une atmosphère participative et collaborative [58].

Ce type d'apprentissage repose sur la théorie de l'apprentissage social du psychologue américain Albert Bandura (fondée en 1977 [59]), qui postule que « *la manière dont les enfants apprennent de nouveaux comportements en observant d'autres personnes, il imite les modèles de comportement qui font l'objet de récompenses et non de punitions* » [60]. Le travail entre pairs est au cœur de ce type d'apprentissage : l'apprenant, plutôt que de poursuivre des objectifs seul, essaie de les atteindre avec ses pairs. Le travail avec les pairs a un impact psychologique important sur le processus d'apprentissage de l'apprenant, car il n'est plus un écouteur passif d'une leçon, mais se sent plus engagé dans la tâche parce qu'il a plus de responsabilités [56].

4.4 Apprentissage Collaboratif Assisté par Ordinateur ACAO

L'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur (*ACAO*) est un domaine de recherche centré sur la manière dont la technologie peut faciliter la création et le partage des connaissances par l'interaction entre pairs et l'apprentissage en groupe [61]. Leur naissance est annoncée par un atelier organisé lors d'une conférence en 1989 sous le nom anglo-saxonne CSCL « *Computer Supported Collaborative Learning* [62]. C'est un domaine pluridisciplinaire qui fait intervenir plusieurs disciplines comme la psychologie, la sociologie, la science de l'éducation, etc. Son objectif principal est d'améliorer le domaine éducatif par la construction des *Groupwares* (appelé aussi : *logiciel de groupe, collecticiel, ou encore software collaboratif*) qui prend en considération les aspects pédagogiques et sociales du phénomène en favorisant la collaboration entre les apprenants.

Ce *Groupware* (qui est le produit final de l'*ACAO*) est sans aucun doute un système informatique qui assiste un groupe de personnes engagées dans une tâche (ou un but) commun et fournit une interface à un environnement partagé [63]. Dans ce contexte, un *Groupware* doit prendre en compte les spécificités des activités collectives des étudiants et des enseignants, notamment tout au long du processus d'apprentissage, en proposant des alternatives technologiques, par conséquent, ils doivent inclure non seulement des fonctionnalités liées à la production, mais

aussi à la communication, à la coordination et à l'interaction de groupe [51].

5 Conclusion

À travers les sections qui composent ce chapitre, nous avons essayé de mettre en exergue les environnements d'apprentissage social et collaboratif en prenant en considération le domaine de recherche d'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur ACAO. En revanche, une présentation de l'évolution qui a conduit à la création de ce domaine semble plutôt pertinente. C'est pourquoi, nous avons tenté d'expliquer les notions en relation avec les environnements informatiques pour l'apprentissage humain EIAH, ainsi que celles en relation avec la formation à distance.

L'objectif est d'intégrer les traces émotionnelles de l'apprenant générées dans ces environnements et comment ces derniers doivent réagir et s'adapter par rapport à ce facteur. Pour cela, nous entamons en premier lieu dans le chapitre suivant, les approches de modélisation et de reconnaissance des émotions utilisées par les chercheurs dans les environnements d'apprentissage.

Chapitre 2

L'émotion dans les EIAH

Contenu du chapitre

1	Introduction	22
2	L'importance de l'émotion dans le processus d'apprentissage	23
2.1	Niveaux d'impact de l'émotion sur l'apprentissage	24
2.2	Effet des expressions faciales sur la reconnaissance des difficultés de l'apprenant	26
3	Modélisation des émotions en EIAH	27
3.1	Modèles d'émotion catégoriels	28
3.2	Modèles d'émotion dimensionnels	29
3.3	Analyse des états émotionnels les plus abordés dans l'apprentissage	32
4	Reconnaissance automatique des émotions en EIAH	33
4.1	Processus de reconnaissance automatique des émotions	33
4.2	Sources d'informations émotionnelles utilisées dans les EIAH	35
4.3	Approches de reconnaissance des émotions de l'apprenant	40
5	Reconnaissance des expressions faciales	42
5.1	Expressions faciales et émotion	42
5.2	Processus de reconnaissance des expressions faciales	44
5.3	Approches de reconnaissance des expressions faciales	45
6	Conclusion	48

1 Introduction

Les humains manifestent intrinsèquement des émotions dans une variété d'événements, de contextes d'interaction et de contextes sociaux tout au long de leur vie quotidienne. Elles

peuvent être exprimées à partir des expressions faciales, langage corporel, la parole, ou d'autres.

Il n'y a pas d'accord universel sur ce qui constitue une émotion [64, 65]. Pour certains auteurs, l'émotion est un sentiment fugace accompagné d'une grande activité cérébrale et d'un haut degré de plaisir ou de haine [66, 67, 9]. "L'émotion est souvent caractérisée en psychologie comme un état compliqué de sentiment qui entraîne des changements psychologiques et corporels." Ces changements ont un impact sur la façon dont les gens pensent et agissent." [9, 64]. Elles sont caractérisées de nombreuses façons selon le contexte, mais elles ont toutes un point commun : elles sont temporelles (contrairement à l'humeur¹) et impliquent une activité mentale.

Ces émotions sont inextricablement liées aux capacités cognitives telles que l'attention, la mémoire, la fonction exécutive, la prise de décision, la pensée critique, la résolution de problèmes et la régulation, qui jouent toutes un rôle essentiel dans l'apprentissage [69]. La prise en considération des informations émotionnelles est donc indispensable dans les environnements informatique pour l'apprentissage humain. Pour cela, il faut en premier lieu reconnaître les émotions des apprenants.

Dans ce chapitre, nous tenons compte en premier lieu des différents modèles de représentation de l'émotion dans l'apprentissage. Ensuite, nous abordons les différentes sources d'informations émotionnelles exploitées en EIAH, ainsi qu'un parcours rapide des approches de reconnaissance des émotions dans l'EIAH. Enfin, nous nous focalisons sur la reconnaissance des émotions à partir des expressions faciales, où nous décrivons les différentes approches de reconnaissance des expressions faciales. Mais avant toute chose, il faut mettre l'accent sur l'importance de l'émotion dans le processus d'apprentissage de l'apprenant en parlant des différents niveaux d'impact de l'émotion (psychologique, motivationnel, cognitif et sociaux) et aussi de parler de l'effet des expressions faciales générées par ces émotions sur la reconnaissance des difficultés d'apprentissage.

2 L'importance de l'émotion dans le processus d'apprentissage

Dans cette section, nous focalisons sur l'impact de l'émotion sur l'apprenant à plusieurs dimensions y compris son impact psychologique, motivationnel, social et cognitif. Enfin, nous

1. **L'humeur** : un état d'âme persistant. Elle se diffère de l'émotion en ce qu'elle est moins spécifique et moins influencée par les événements récents, même si des émotions comme la peur et la surprise peuvent être intenses et persistantes pendant des heures, voire des jours [68].

intéressons du cas des émotions reconnus à partir des expressions faciales de l'apprenant, où nous parlons de l'effet de ces dernières sur la reconnaissance des difficultés des apprenants.

2.1 Niveaux d'impact de l'émotion sur l'apprentissage

Les émotions ont un impact sur l'apprentissage à plusieurs niveaux d'après Chris Drew [70]. Elles ont un impact sur la motivation des apprenants (**impact motivationnel**). Les émotions positives peuvent aider un apprenant à s'engager plus longtemps dans l'apprentissage car il est motivé. Les émotions ressenties pendant l'apprentissage ont également un impact sur les sentiments de l'apprenant à l'égard de l'éducation (**impact psychologique**). Si nous vivons des expériences positives, nous sommes plus susceptibles d'apprécier notre scolarité et de développer un amour de l'apprentissage. Les émotions peuvent également faciliter le travail en groupe (**impact social**). Cependant, nous devons garder à l'esprit que l'apprentissage nécessite parfois la confusion et la frustration lorsque nous apprenons des concepts difficiles mais importantes (**impact cognitif**).

1. Impact psychologique : Les émotions positives permettent à l'apprenant de mieux comprendre l'apprentissage

Certains psychologues cognitifs pensent que les apprenants qui ont une attitude émotionnelle², comportementale³, cognitive⁴ positive [71] à l'égard de l'éducation ont également l'impression de contrôler leur propre apprentissage, ce qui les incite à fournir plus d'efforts. Il s'agit d'une spirale ascendante. Les apprenants qui fournissent plus d'efforts leurs résultats positifs et supplémentaires s'en ressentent, ce qui les pousse à faire encore plus d'efforts. Ces apprenants ont développé ce que Carol Dweck [72] appelle un "état d'esprit de croissance"⁵ (en anglais *growth mindset*) envers l'éducation.

2. Impact motivationnel : Les émotions positives rendent l'apprenant plus motivés

Des sentiments positifs envers l'apprentissage peuvent rendre les apprenants plus motivés, cela peut à son tour aider les apprenants à s'engager plus longtemps envers le contenu péda-

2. **La composante émotionnelle de l'attitude** fait référence à ce que nous ressentons à propos de quelque chose. C'est souvent notre première réaction et elle peut être positive ou négative, comme une réaction basée sur la peur ou une réaction basée sur l'excitation.

3. **La composante comportementale de l'attitude** fait référence à nos intentions ou à ce que nous ferions.

4. **La composante cognitive de l'attitude** est ce que nous pensons de quelque chose. C'est ce qui arrive quand nous faisons une pause et que nous y réfléchissons vraiment.

5. Dans un état d'**esprit de croissance**, les gens croient que leurs capacités les plus élémentaires peuvent être développées grâce au dévouement et au travail acharné

gogique. Avec des émotions positives, nous devrions nous attendre à voir moins d'apprenants sécher les cours ou abandonner complètement. Les apprenants voudront s'engager à apprendre, ce qui sera bénéfique pour l'apprentissage des apprenants à long terme. Les personnes ayant des émotions positives envers l'apprentissage ont également besoin de moins de récompenses ou de punitions pour les encourager à apprendre. En revanche, les personnes ayant des émotions négatives, ne ressentiront pas de volonté interne d'apprendre (ce que nous appelons la «motivation intrinsèque»), ils ne seront motivés que par des facteurs extrinsèques tels que les récompenses. L'utilisation de facteurs de motivation extrinsèques est une méthode d'apprentissage inférieure et conduirait probablement à de moins bons résultats à long terme. Ainsi, les émotions positives liées à l'apprentissage font naître la motivation intrinsèque et le désir d'apprendre [70].

3. Impact social : Les émotions positives améliorent la cohésion des groupes d'apprentissage

Lorsque les apprenants se sentent bien dans leur apprentissage, ils sont plus susceptibles de se conformer aux instructions des enseignants et de contribuer aux discussions de groupe en y apportant leurs propres idées et réflexions. Il s'agit de facteurs sociaux. En d'autres termes, les apprenants seront plus disposés à s'engager socialement avec les enseignants et les autres apprenants. Si un apprenant a eu de mauvaises expériences à l'école, il sera réticent à s'engager avec ses pairs ou son enseignant, il sera piégé dans une spirale négative et isolante qui l'empêchera d'apprendre. En revanche, si un apprenant aime l'école parce qu'il en retire des émotions positives, il sera plus enclin à s'impliquer, à être au centre de l'action et à communiquer avec ses pairs [70].

4. Impact cognitif : Les émotions négatives sont nécessaires à l'apprentissage de concepts difficiles

C'est un sujet important qui n'est pas trop abordé dans la littérature. Bien que nous voulions considérer l'école comme "amusante" et toujours passionnante, il arrive que la réflexion fasse mal ! Il existe un concept appelé **la spirale d'apprentissage émotionnel de Kort** [73], selon lequel les apprenants passent par un schéma d'émotions nécessaire pour apprendre quelque chose de nouveau. Il est résumé dans l'image ci-dessous :

Selon Kort [73], nous commençons par le stade 1, où nous nous sentons bien à l'idée d'apprendre un nouveau concept, mais lorsque nous sommes confrontés à des informations déroutantes ou difficiles, nous passons au stade 2, où nous commençons à nous sentir confus et

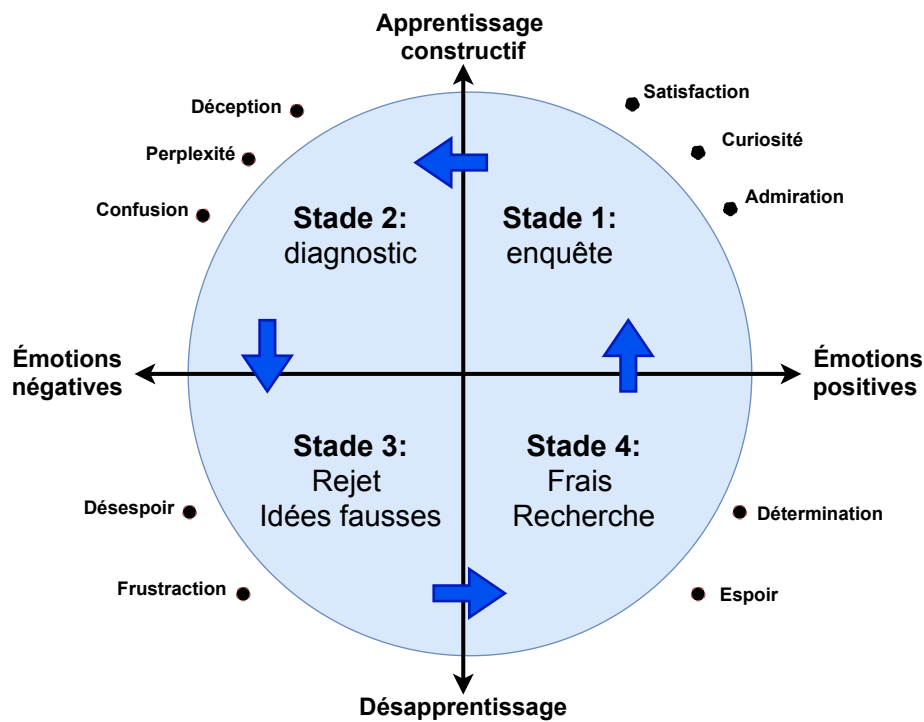


FIGURE 2.1 – Le Modèle spiral de Kort (adaptée de [73]).

anxieux. Les nouvelles informations sont difficiles à comprendre ! Ensuite, lorsque nous corrigeons nos anciennes connaissances dépassées, nous entrons dans un état de frustration (stade 3). Nous proposons de nouvelles réponses à des questions difficiles et nous nous rendons compte que certaines choses que nous pensions vraies sont en fait fausses. Ici, nous ne ressentons pas d'émotions très positives ! Néanmoins, il s'agit d'une étape nécessaire du développement cognitif, car pour apprendre de nouvelles choses, nous devons parfois remettre en question nos anciennes façons de penser. Finalement, les apprenants entrent dans le stade 4. Ici, les apprenants ressentent des émotions comme la détermination et l'espoir, car ils ont l'impression de comprendre enfin un nouveau concept.

Comme nous pouvons le constater, l'apprentissage entraîne de nombreuses émotions différentes et parfois des émotions négatives telle que la confusion, l'agacement et la frustration qui sont tout à fait normales, nous devons passer par ces états pour sortir de l'autre côté en ayant appris quelque chose d'important. De plus, lorsqu'on arrive à la fin, on ressent de la satisfaction d'avoir surmonté les défis pour être aujourd'hui une personne plus intelligente qu'hier [70].

2.2 Effet des expressions faciales sur la reconnaissance des difficultés de l'apprenant

On peut obtenir des informations utiles en interprétant avec précision les émotions des autres. Les enseignants et les apprenants utilisent les expressions faciales pour se faire une

idée de l'autre. Les expressions faciales des apprenants sont le mode de communication non verbale le plus utilisé en classe, elles sont significativement corrélées à leurs émotions, ce qui permet d'évaluer leur degré de compréhension du cours par exemple [74], ou s'il n'arrive pas à résoudre l'exercice. Les expressions faciales sont donc une source précieuse de *feedback* qui va aider l'enseignant à s'adapter par le ralentissement ou la modification de la présentation du cours ou en fournissant d'autres solutions psychologiques ou pédagogiques. Il est important que les enseignants sentent l'évolution de l'esprit des apprenants, ils doivent être capable d'observer leurs expressions faciales, toutes actions et mouvements [74]. Si les enseignants ne sont pas en mesure d'identifier la signification des expressions faciales, cela peut influencer la compréhension des apprenants, par conséquent, il aura un impact négatif sur leurs processus d'apprentissage [74].

Les mouvements musculaires du visage, comme le haussement des sourcils, le froncement des sourcils, le roulement des yeux ou le plissement des lèvres, sont des exemples de mouvements momentanés qui transmettent une émotion [75]. Les apprenants qui sont mal à l'aise peuvent avoir des sourcils baissés, des sourcils rapprochés, des rides du front horizontales ou verticales et des difficultés à maintenir le contact visuel. L'enseignant doit connaître un grand nombre de signes non verbaux subtils envoyés par les apprenants pour qu'il soit un bon récepteur de leurs messages [74].

D'après [74], Sathik et *al.* ont affirmé que les expressions faciales jouent un rôle vital dans l'identification des émotions et la compréhension des apprenants qui sont géographiquement distribués dans des classes virtuelles. Il faut savoir que la communication dans la classe virtuelle est analogue à celle dans la classe réelle.

3 Modélisation des émotions en EIAH

Il n'y a pas de représentation entièrement acceptée de l'émotion [76, 77]. Les façons dont elle est représentée dans les environnements d'apprentissage varient beaucoup dans la littérature. Nous abordons dans cette section les différents modèles de représentation des émotions, afin de parler des fréquences d'utilisations des états émotionnels dans l'apprentissage.

On distingue dans la littérature deux grandes classes de modèles pour représenter l'émotion : les modèles catégoriels et les modèles dimensionnels. Le tableau 2.1 résume les différents modèles d'émotions employés en apprentissage et leurs classes : catégoriels ou dimensionnels.

Modèle des émotions	Classe du modèle de l'émotion	
	Catégoriel	Dimensionnel
Valeur-Contrôle de Pekrun [78]		X
Modèle FACS d'Ekman et <i>al.</i> [79]	X	
Modèle OCC d'Ortony et <i>al.</i> [80]	X	
Modèle spirale d'apprentissage de Kort et <i>al.</i> [73]		X
Modèle activation-valence de Russell [81]		X
Modèle LC4MP de Lang [82]		X
Espace évaluation-activation de Whissell [83]		X
Modèle Circumplex de Posner [84]		X
modèle de Feidakis [85]		X
Modèle ESS de Gonçalves et <i>al.</i> [86]		X

TABLE 2.1 – Modèles d'émotion utilisés dans l'apprentissage

3.1 Modèles d'émotion catégoriels

De nombreux auteurs proposent diverses modèles catégoriels de représentation des émotions. Le tableau 2.2 aborde les plus célèbres présentées et les émotions de base pour chacune d'eux. Le niveau de description de ces émotions est ancré dans le langage quotidien. Cette catégorisation est basée sur l'étude de Darwin [87] sur les émotions fondamentales, interprétées par Tomkins [88, 89], et soutenue par les découvertes d'Ekman [90]. Selon ces découvertes, il existe un nombre limité d'émotions fondamentales qui sont câblées dans notre cerveau et largement reconnues (indépendamment de l'ethnie, de l'âge et du sexe).

Pour les modèles catégoriels, on trouve le FACS (*Facial Action Coding System*) de Ekman et Friesen [79, 106] et l'OCC (*Ortony, Clore, Collins*) développé par Ortony et *al.* [80] comme principaux modèles. Ekman et Friesen ont identifié la colère, la peur, le dégoût, la surprise, la joie et la tristesse comme les six émotions de base. Elles sont les catégories des émotions fondamentales les plus reconnues. Cependant, selon Banda et Robinson [107], le FACS d'Ekman et Friesen est l'approche la plus utilisée pour le codage et la mesure des mouvements faciaux, parce qu'elle est basée sur la théorie cognitive des émotions et qu'elle est simple à appliquer sur le plan informatique. Le modèle OCC est l'un des modèles psychologiques à base cognitive le plus connu pour identifier et interpréter les états émotionnels [108]. On distingue dans ce modèle 22 états émotionnels différents où il y a qu'ils sont focaliser sur les événements, les actions et les objets [109]. Ce dernier modèle est le seul parmi les modèles catégoriels qui décrit fermement l'évaluation et le processus cognitif qui crée un sentiment [110].

Théoricien	Émotions de base
James (1884) [91]	Peur, amour, charge, rage
McDougall (1926) [92]	Colère, exaltation, peur, dégoût, sujétion émerveillement, tendresse
Watson (1930) [93]	Amour, peur, rage
Arnold (1960) [94]	Amour, peur, colère, aversion, courage, désir, désespoir, haine, tristesse, espoir
Mowrer (1960) [95]	Douleur, plaisir
Izard (1971) [96]	Peur, colère, mépris, joie, détresse, culpabilité, intérêt honte, surprise, dégoût
Plutchik (1980) [97]	Peur, Acceptation, colère, anticipation, dégoût, tristesse, surprise, joie
Ekman, Friesen, et Ellsworth (1982) [98]	Peur, colère, dégoût, joie, tristesse, surprise
Gray (1982) [99]	Rage et terreur, anxiété, joie
Panksepp (1982) [100]	Peur, rage, panique
Tomkins (1984) [101]	Peur, colère, intérêt, mépris, dégoût, détresse, honte, surprise, joie
Weiner and Graham (1984) [102]	Bonheur, tristesse
Frijda (1986) [103]	Désir, bonheur, intérêt, surprise, émerveillement, chagrin ^a
Oatley et Johnson-Laird (1987) [105]	Colère, dégoût, anxiété, tristesse, bonheur

TABLE 2.2 – Modèles d'émotion catégoriels [9].

^a. **Le chagrin** : peut être une émotion, une sensation ou un sentiment. Parce qu'il s'agit d'une humeur à long terme, le deuil est plus "intense" que la tristesse [104].

3.2 Modèles d'émotion dimensionnels

Ces modèles permettent de modéliser chaque émotion avec plusieurs dimensions. Ils peuvent représenter plus d'informations car ils ne sont pas biaisés par des émotions discrètes établies. Tout état émotionnel est possible dans ces modèles. D'autre part, les modèles catégoriels ne peuvent représenter que l'ensemble des caractéristiques préalablement sélectionnées [111]. Le PAD (*Pleasure, Arousal et Dominance*) d'Albert Mehrabian [112, 113] utilise trois dimensions numériques : Le plaisir, l'activation et la dominance. Le plaisir mesure à quel point on se sent heureux (positive) ou désagréable (négative) à propos de quelque chose, comme la peur et la colère sont considérées comme désagréables contrairement à la joie. La dimension de l'activation⁶ (en anglais, *arousal*) permet de mesurer à quel point on se sent énergisé ou soporifique. Par exemple, malgré que la tristesse et la colère sont des sentiments désagréables, la première a une faible valeur d'activation par rapport à la deuxième et la dimension de la dominance qui

6. **Activation** : des fois appelée l'intensité ; en anglais : *Arousal*, c'est un état physiologique et psychologique d'éveil et la capacité de réagir aux stimuli [114].

représente à quel point la personne peut prendre le contrôle de l'émotion.

Le modèle Circumplex de James Russel [115] prend en considération les deux premières dimension du modèle PAD, où le plaisir est connu surtout sous le nom de la Valence. L'axe vertical représente l'activation, tandis que l'axe horizontal représente la valence [116] (voir figure 2.2). Les états émotionnels peuvent être représentés dans ce paradigme à n'importe quel degré de valence et d'activation [117]. Les études ont démontré que la plupart des phénomènes émotionnels peuvent être exprimés en utilisant uniquement les dimensions de la valence et de l'activation [118]. Dans plusieurs travaux, seules ces deux dimensions sont prises en considération [111]. Il semble être un très bon choix car il englobe presque tous les autres modèles [111]. Comme le montre la figure 2.2, toutes les émotions peuvent être mises en correspondance avec ces deux dimensions. Les huit octants de Russel sont (de 1 à 8) : 1. activation, 2. détresse, 3. déplaisir, 4. dépression, 5. torpeur, 6. relaxation, 7. plaisir, et 8. excitation [81]. Cette figure est utilisée pour faciliter la visualisation.

Gonçalves et *al.* proposent le modèle ESS (*Emotional Semantic Space*) [86] basé sur le modèle de valence-activation de Russell. Il prend en compte quatre dimensions, deux d'entre elles sont la valence et l'activation, la troisième est le sentiment de contrôle ou de domination, et la quatrième est la facilité à atteindre un objectif. Il est illustré aussi dans la figure 2.2 en ligne pointillée [111]. D'autres comme dans [119], classent les émotions avec seulement deux valeurs uniques pour chaque dimension : activation élevée, activation faible, valence élevée et valence faible. Arguel et *al.* [120] utilisent uniquement la confusion pour évaluer l'état émotionnel. Ils affirment que la confusion peut être bénéfique pour les apprenants, mais que si elle n'est pas résolue, elle peut conduire à des émotions négatives comme l'ennui et la frustration.

Parmi les théories populaires qui délimitent les relations prédictives entre les émotions académiques⁷ et l'engagement et la réussite des apprenants est la théorie de Contrôle-Valeur (en anglais, *Control-Value Theory* CVT) proposée par Pekrun [78] des émotions d'accomplissement. Ces derniers sont définies comme des émotions liées aux activités d'accomplissement ou aux résultats d'accomplissement. Le plaisir d'apprendre, l'ennui ressenti en classe, la frustration et la colère face aux tâches difficiles sont des exemples d'émotions d'accomplissement liées aux activités. Concernant celles liées aux résultats, on trouve les émotions prospectives et anticipatives (comme l'espoir de succès, l'anxiété de l'échec) ainsi que les émotions rétrospectives (comme la fierté ou la honte ressenties après le *feedback* sur la réussite). Cette théorie est dé-

7. **Émotion académique** : est un terme utilisé pour décrire les émotions que les apprenants ressentent dans un contexte académique, qui expliquent toutes sortes de processus psychologiques pendant l'apprentissage [121, 78]

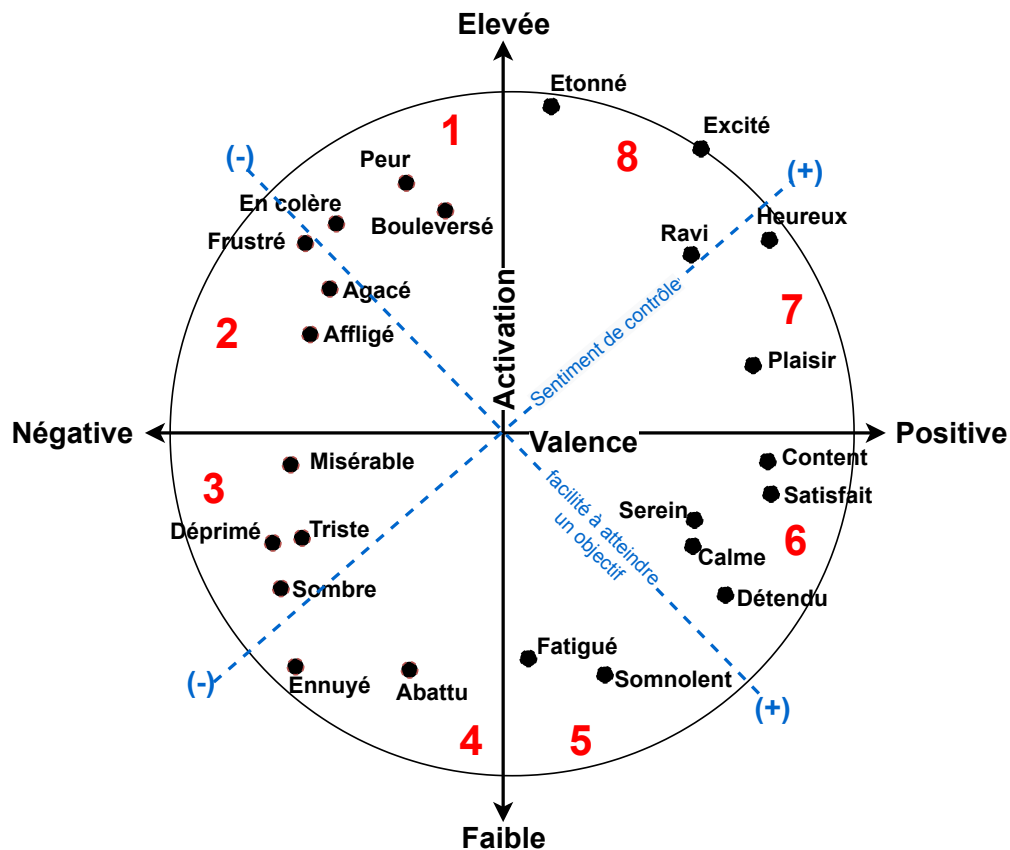


FIGURE 2.2 – Le Modèle Valence-Activation de Russell et le modèle ESS (inspiré de [81] et [86]).

crite par deux groupes d'évaluations qui sont particulièrement pertinentes pour les émotions d'accomplissement : (1) le contrôle perçu par les activités de réussite et leurs résultats (par exemples, les attentes que la persévérance dans les études peut être mise en œuvre et qu'elle mènera au succès, les perceptions de la compétence) ; et (2) les valeurs perçues de ces activités et résultats (par exemple, l'importance perçue du succès) [78]. Cette étude est soutenue par Peterson et *al.* [122] qui ont déclaré que les recherches liées aux émotions d'accomplissement ont été dominées par la CVT. Les croyances des apprenants concernant leurs qualités cognitives sont significativement liées à leurs évaluations de contrôle et de valeur de l'environnement académique, qui à leur tour, influencent leurs émotions académique [78, 110]. Dans le tableau 2.3, les hypothèses de base de la CVT des liens entre les évaluations (le contrôle et la valeur) et les émotions de ces trois catégories (activité, résultat/prospective, résultat/rétrospective) sont exposées. Par exemple, si une activité est valorisée et importante (valeur positive) et elle est perçue comme étant suffisamment contrôlée par soi (contrôle élevé, il attend que l'activité soit mise en œuvre), alors le plaisir est supposé être instigué. D'autre part, si l'activité est perçue comme contrôlable, mais elle est évaluée négativement (valeur négative) par l'apprenant (par exemple lorsque l'effort requis par l'activité est vécu comme aversif), il est attendu que la colère

soit suscitée [78].

Catégorie	Évaluations		Émotion
	Valeur	Contrôle	
Résultat/prospective	Positive (succès)	Élevé	Joie anticipée
		Moyen	Espoir
		Faible	Désespoir
	Négative (échec)	Élevé	Soulagement anticipé
		Moyen	Anxiété
		Faible	Désespoir
Résultat/rétrospective	Positive (succès)	Non pertinent	Joie
		De soi	Fierté
		Autre	Gratitude
	Négative (échec)	Non pertinent	Tristesse
		De soi	Honte
		Autre	Colère
Activité	Positive	Élevé	Plaisir
	Négative	Élevé	Colère
	Positive/Négative	Faible	Frustration
	Aucune	Élevé/Faible	Ennui

TABLE 2.3 – La théorie du contrôle et de la valeur : Hypothèses de base sur le contrôle, les valeurs et les émotions d'accomplissement [78]

3.3 Analyse des états émotionnels les plus abordés dans l'apprentissage

Dans son enquête "*Affective computing in education : A systematic review and future research*" [110], Yadegaridehkordi a établie une analyse de fréquence de 20 états émotionnels les plus utilisées dans les études en apprentissage. Ces émotions sont par ordre décroissant de fréquence : l'ennui, la colère, l'anxiété, le plaisir, la surprise, la tristesse, la frustration, la fierté, l'espoir, le désespoir, la honte, la confusion, le bonheur, état neutre, la peur, la joie, le dégoût, l'intérêt, le soulagement et l'excitation. Ces résultats sont soutenus par les études de [110, 123, 124] qui montrent que de nombreuses recherches se concentrent sur la gestion des états émotionnels négatifs comme l'ennui pour améliorer la productivité de l'apprentissage. En revanche, Vogel-Walcutt et *al.* [124] se sont concentrés sur la réduction des effets néfastes de l'ennui dans les environnements d'apprentissage afin d'améliorer les pratiques éducatives. Selon le consensus de la plupart des recherches [125, 126], les systèmes tutoriels intelligents peuvent considérablement augmenter la performance des apprenants s'ils sont capables de contrôler leurs états émotionnels négatifs. D'après Yadegaridehkordi [110], il faut se focaliser aussi sur les stratégies de gestion des émotions positives afin de renforcer les efforts pour atteindre les

objectifs académiques souhaités. Une direction importante des travaux futures se concentre sur le déclenchement et la promotion des émotions académiques positives ou sur l'atténuation de celles qui sont négatives [110]. Comme suggérée par [124], la flexibilité des apprenants lors de choix de sujet du projet en classe, va permettre de déclencher des émotions positives par l'apprenant et d'atténuer les sentiments négatives lors de la réalisation de l'activité.

4 Reconnaissance automatique des émotions en EIAH

La reconnaissance automatique des émotions est la technique de reconnaissance des émotions humaines à partir des expressions faciales, la voix, le texte ou autres. La collection et l'identification de ces données sont généralement difficiles et nécessitent souvent l'expertise de spécialistes [127]. Dans cette section nous parlons d'abord du processus de reconnaissance des émotions d'une manière générale, puis nous décrivons les différentes sources d'informations utilisées dans les environnements d'apprentissage permettant l'acquisition des données émotionnelles. À la fin de la section, nous abordons brièvement quelques approches qui ont été adoptées pour relever le défi de la reconnaissance des émotions dans les environnements d'apprentissage.

4.1 Processus de reconnaissance automatique des émotions

Nous passons maintenant au processus de reconnaissance automatique des émotions, qui implique l'accomplissement de trois tâches principales consécutives : l'acquisition des données, l'extraction des caractéristiques et la classification des émotions (figure 2.3).

1. Acquisition des données

Elle va permettre d'obtenir des données et des signaux provenant de différents canaux (voir section 4.2) à partir de un ou plusieurs capteurs ou d'autres dispositifs (caméra, clavier, capteurs physiologiques, etc.). Il faut prendre en considération la qualité des capteurs et dispositifs pour éviter toute sorte de bruits [128].

2. Extraction des caractéristiques

Cette étape consiste à extraire des caractéristiques et la réduction de la dimensionnalité des signaux et des données (acquis par la transformation des données d'entrée) en un ensemble réduit et représentatif de caractéristiques, qui codent les informations les plus pertinentes des données d'entrée [129]. Le tableau 2.4 énumère les caractéristiques les plus courantes pour la

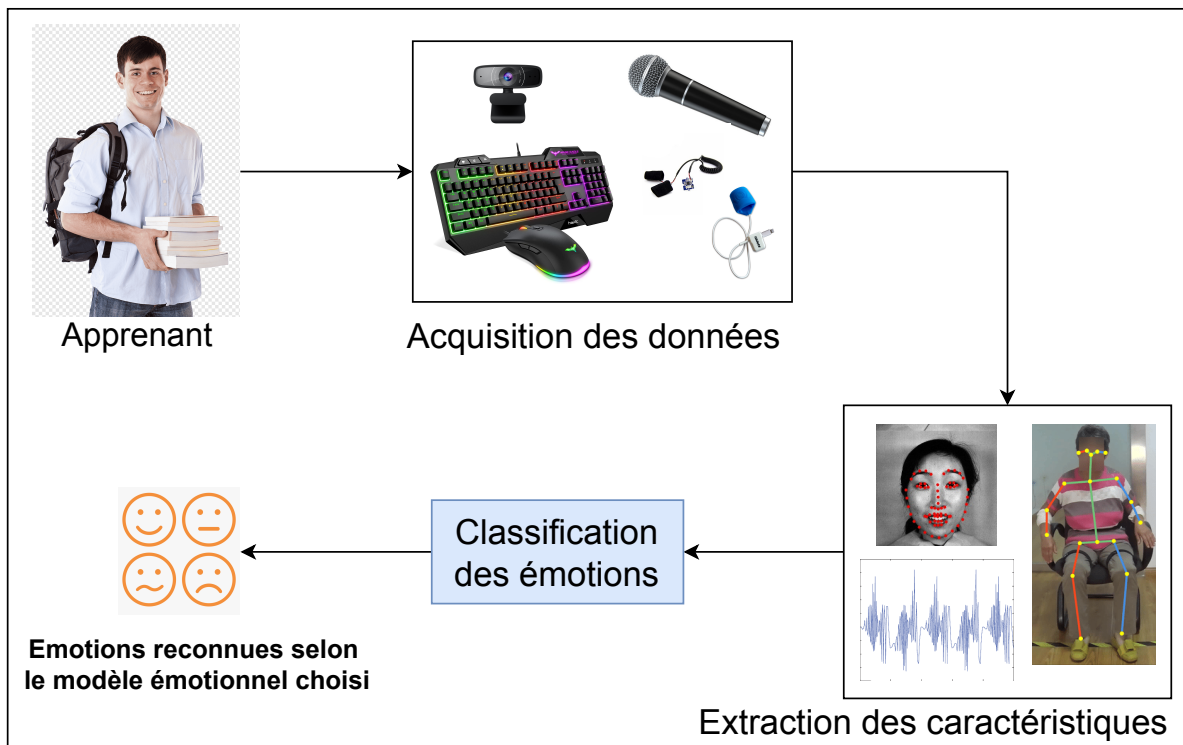


FIGURE 2.3 – Processus de reconnaissance automatique des émotions.

reconnaissance des émotions de quelques sources d'informations. Les approches d'extraction de caractéristiques varient en fonction de la nature des données et des signaux : traitement du langage naturel pour les textes, algorithmes de vision par ordinateur (*Computer vision*) pour les images/vidéos, traitement du son pour les signaux acoustiques, traitement du signal pour les signaux physiologiques, etc.

3. Classification des émotions

Enfin, la classification des caractéristiques des émotions extraites en fonction du niveau de la description émotionnelle choisie (le modèle de l'émotion) doit être réalisée, pour cela, on utilise les algorithmes de l'apprentissage automatique connus. Le choix de l'algorithme dépend des informations temporelles sur les données détectées. D'après [130], les classifieurs émotionnels peuvent être divisés en **classifieurs statiques**, qui effectuent la classification en utilisant les caractéristiques d'une *frame* à la fois, ou en **classifieurs dynamiques**, qui considèrent la nature séquentielle de la séquence des *frames* comme dans une série temporelle [131]. Les classifieurs statiques couramment utilisés sont les réseaux de neurone artificiel, les *Support Vector machine* SVM et les arbres de décision. Les *Hidden Markov Model* HMM et leurs variantes constituent essentiellement les classifieurs dynamiques. Des techniques de *Deep Learning* comme le Réseau neuronal convolutif (en anglais, *Convolutional Neural Network* CNN) peut être utilisé comme

Source d'informations	Caractéristiques représentatives
Données textuelles	Présence des jetons, fréquence d'occurrence des mots, etc.
Expressions faciales	Distances faciales, mouvement des points du visage, formes des composants du visage (bouche, sourcils, etc.), texture de la peau du visage dans des zones spécifiques du visage (par exemple les rides), etc.
langage corporel	Mesures de l'orientation du corps (par exemple, l'orientation de l'axe de l'épaule), les distances corporelles (par exemple la distance entre le coude gauche et l'épaule gauche), etc.
Signaux acoustiques	Mesures relatives à la hauteur (étendue, moyenne, médiane, variabilité...), au volume, au spectre de fréquence...
Signaux physiologiques	Température de la peau, fréquence cardiaque, intervalles entre les battements, fréquence de l'activité musculaire, fréquence respiratoire, etc.

TABLE 2.4 – Les caractéristiques les plus représentatives extraites de quelques sources d'informations (tableau adapté de [130]).

classifieur statique ou dynamique.

4.2 Sources d'informations émotionnelles utilisées dans les EIAH

Les émotions sont extériorisées par un large éventail de canaux de mesures. Ces canaux peuvent être classés dans les environnements d'apprentissage en cinq grandes catégories : canaux textuels, visuels, vocaux, physiologiques et multimodaux [110].

La figure 2.4 aborde une organisation des canaux de mesures des émotions et les sources utilisées pour chacun d'eux. Le canal textuel emploie l'auto-rapport par questionnaire ou par texte et l'observation d'experts. Le canal visuel peut être l'expression faciale, la posture de la tête, les gestes du corps, le *eye-gaze*, les mouvements de la souris ou la dynamique de frappe au clavier (en anglais, *keystrokes dynamics*). Le canal vocal utilise la parole, la prosodie et l'intonation. Le canal physiologique applique l'EMG, l'ECG, le HRV, la fréquence cardiaque, la fréquence respiratoire, le *eye-tracking*, la température corporelle, tandis que le canal multimodal est la combinaison des différents canaux ci-dessus.

La figure 2.5 illustre quelques capteurs des données émotionnelles. Le microphone peut être utilisé pour l'acquisition des données émotionnelles à partir des sources comme la parole (figure 2.5 a) ; Aussi, le capteur corporelle par le mesure de l'émotion à partir des gestes du corps (figure 2.5 b) ; La caméra pour extraire des informations sur les expressions faciales et même le clavier peut être utilisé, car la pression et le relâchement des touches par l'apprenant peuvent générer des informations émotionnelles [132] (figure 2.5 c) ; l'EMG pour mesurer la fréquence de

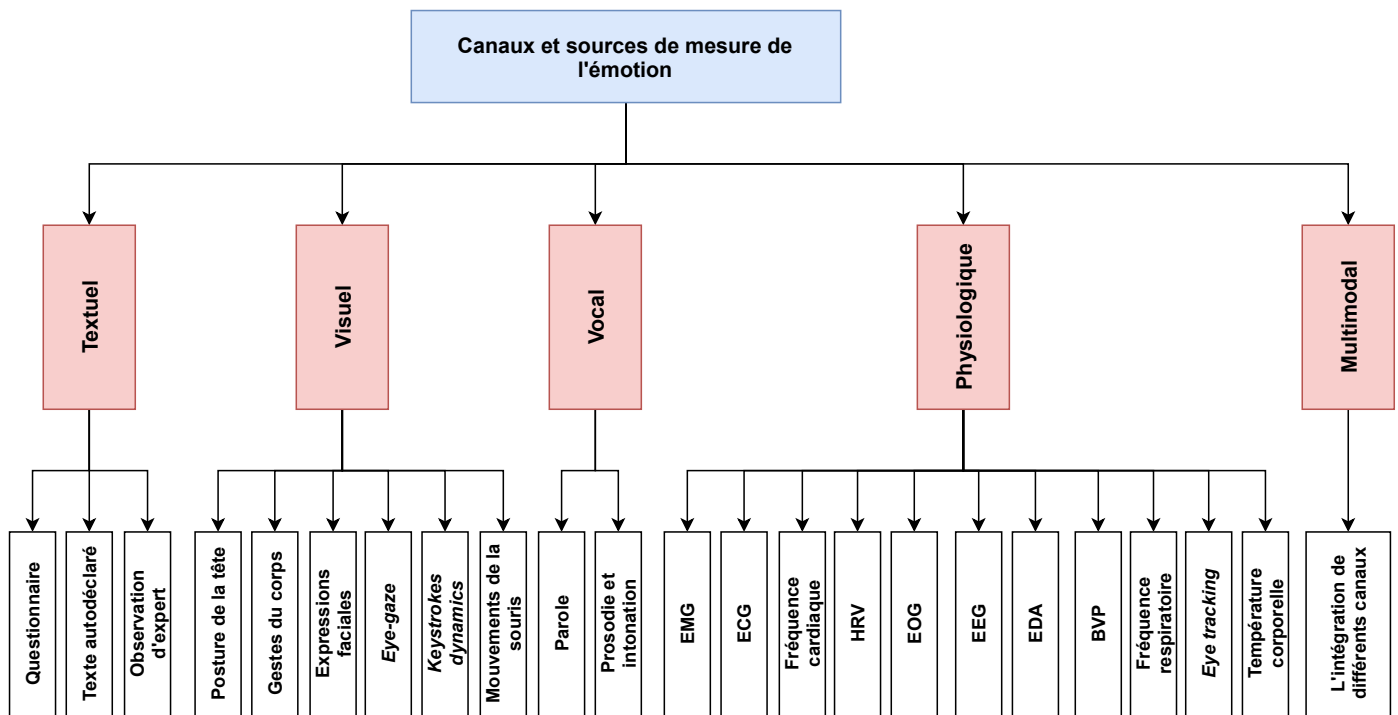


FIGURE 2.4 – Sources d'informations émotionnelles utilisées dans les environnements d'apprentissage (adaptée de [110]).

la tension musculaire, une fréquence élevée se produit souvent sous stress (figure 2.5d). Enfin, la combinaison des trois capteurs physiologique EEG, BVP, et EDA dans une expérience sur l'influence des données émotionnelles dans un environnement d'apprentissage (figure 2.5 e).

D'après Yadegaridehkordi et *al.* [110], la majorité des études ont abordé les méthodes textuelles. Elles sont les plus utilisées dans la littérature, elles sont plus faciles et peu coûteuses. Pourtant elles souffrent de plusieurs problèmes tels que les différences culturelles et linguistiques, le fait qu'elles ne soient pas en temps réel et qu'elles ne soient pas assez précises [134]. Un autre problème majeur est celui du suivi des émotions des apprenants pendant l'activité d'apprentissage [135]. Le questionnaire est la méthode textuelle la plus utilisée, comme dans les travaux [136, 137, 138], grâce à sa fiabilité, sa validité, sa facilité d'utilisation, sa rétroaction significative, son coût peu élevé et le fait qu'il ne dépend pas de l'utilisation d'un équipement spécial [134, 139]. Le questionnaire le plus populaire et le plus successful dans l'informatique affective est "*Achievement Emotions Questionnaire*" AEQ de Pekurn [140, 141] qui permet de reconnaître les états émotionnels vécus par les apprenants. Il permet de mesurer le plaisir, l'espoir, la fierté, le soulagement, la colère, l'anxiété, la honte, le désespoir et l'ennui dans différentes situations à l'aide de 24 échelles [142]. Pourtant, et pour permettre de bien évaluer une relation complexe entre les aspects cognitifs et émotionnels dans différentes activités et situations d'enseignement et d'apprentissage, plusieurs études se concentrent sur l'élaboration d'un questionnaire multidimensionnels [21]. D'autres travaux asseyent de reconnaître l'émotion

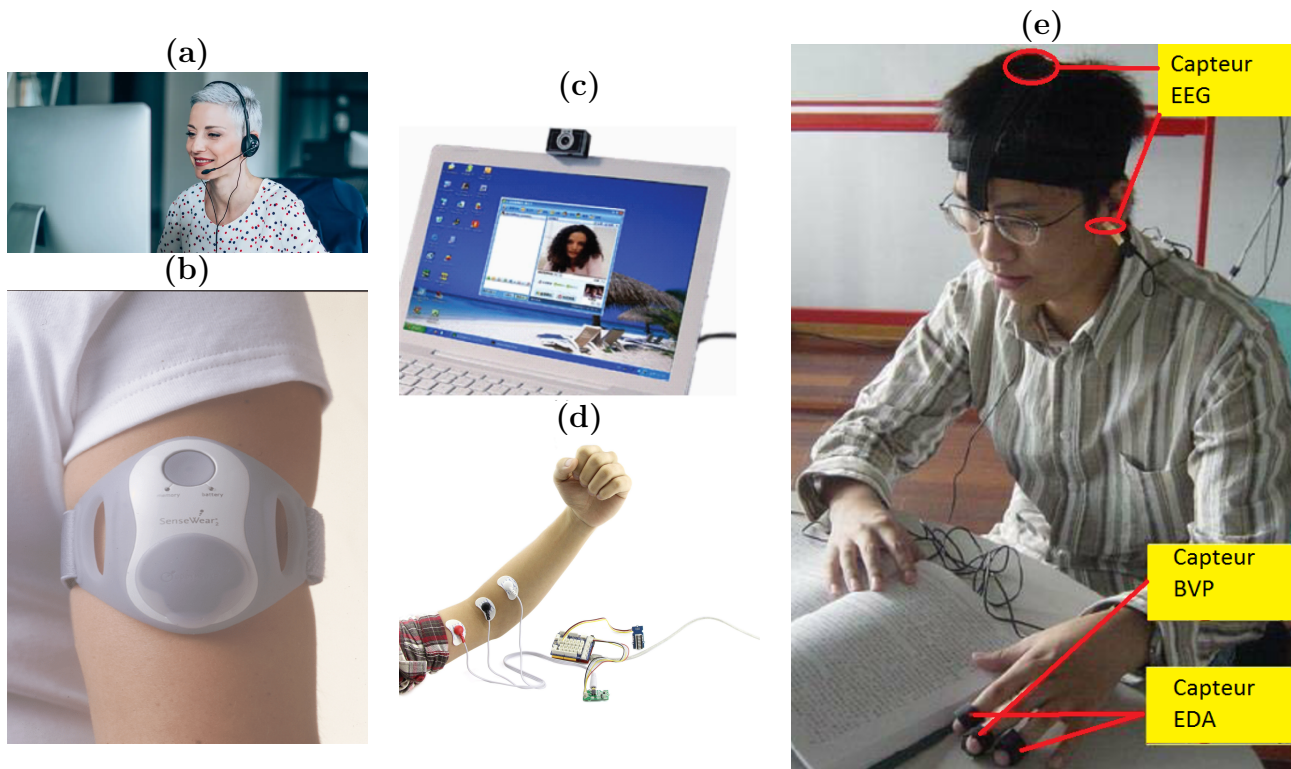


FIGURE 2.5 – Exemples de capteurs utilisés pour l'acquisition des données émotionnelles (la figure (e) adaptée de [133])

de l'apprenant à partir des observations des experts [143, 144].

Parmi les méthodes les plus abordées, on trouve en deuxième position les méthodes visuelles. Elles fournissent plus d'informations et sont plus pratiques à mettre en œuvre. On trouve les expressions faciales [145, 146, 147, 148] qui sont les meilleures méthodes directes pour détecter avec précision les états émotionnels dans un environnement d'apprentissage d'après Baldassarri et *al.* [147]. Les progrès récents du matériels et de logiciels ont considérablement amélioré la qualité des simulations faciales, selon Tao et Tan [149]. Ces méthodes sont toutefois liées à des capteurs bruyants qui ne sont pas évolutifs, à des difficultés de traitement des images et à des problèmes de confidentialité. Plusieurs travaux comme dans [150, 151, 152] ont essayé de profiter des avantages du canal visuel (notamment dans les expressions faciales) par la combinaison de ce canal avec le canal textuel pour résoudre les problèmes de ce dernier comme l'effet Hawthorne⁸ et le manque de capacité à reconnaître les changements d'états émotionnels [110]. Dans certains travaux [154, 155], ils ont profité des mouvements de la souris et les pressions sur les touches du clavier générés par l'apprenant durant son apprentissage dans l'environnement d'apprentissage. Le but est d'exploiter ces informations pour la reconnaissance des émotions de cet apprenant. D'autres sources visuelles sont moins abordées. Par exemple, les gestes du corps [156] et l'*eye-*

8. **L'effet Hawthorne** : une situation dans laquelle les résultats d'une expérience sont attribuables non pas aux conditions expérimentales mais au fait que les participants sont conscients d'être testés dans le cadre d'une expérience, ce qui entraîne généralement une motivation accrue [153]

gaze pour la détection de l'ennui [157]. Asteriadis et *al.* [158] ont combiné les informations émotionnelles extraits avec la posture de la tête avec celles de l'*eye-gaze*.

D'autres sources sont les moins utilisés. La détection de la parole [159, 160, 161, 120, 162, 163] fournit des informations précises grâce à son intégration dans des interfaces utilisateur interactives. Cependant, elle est largement limitée aux systèmes d'apprentissage basés sur le dialogue [110] et c'est l'inconvénient majeur de ces méthodes. Certains travaux [24, 164, 165] exploitent les informations prosodiques de la voix par la reconnaissance de l'émotion. Des travaux essaient de combiner ce canal avec d'autres comme le canal visuel et ne pas l'utiliser seul. Par exemple, Kouahla et *al.* [24] ont traité les expressions faciales et la parole de l'apprenant séparément afin de merger les résultats de chacune de ces sources. Cela est bien clair dans l'étude de D'Mello et Kory [166] qui ont effectué une méta-analyse sur la précision de la détection unimodale et multimodale des émotions à partir de 30 études, ils se sont concentrés justement sur la reconnaissance audio-visuelle des émotions.

Une autre démarche pour mesurer l'émotion de l'apprenant lors de son apprentissage est d'utiliser les capteurs physiologiques comme le EEG [167, 133, 168, 169], l'EDA [170, 133, 171, 172], le BVP [170, 133, 171], la fréquence cardiaque [170, 171, 172], le HRV [173, 174] pour détecter le stress, le *Eye tracking* [168, 175], l'ECG [168], la température corporelle [172] et la fréquence respiratoire [172]. La majorité des travaux [133, 171, 172, 170, 168] qui exploitent ces sources d'informations, les combinent avec d'autres, par exemple, Salmeron-Majadas et *al.* prennent en compte les informations extraites à partir de la fréquence cardiaque, la température corporelle, la fréquence respiratoire et l'EDA pour la prédiction de l'émotion de l'apprenant durant l'apprentissage. Pourtant, plusieurs problèmes empêchent de les intégrer dans les environnements d'apprentissage. Les équipements sont spéciaux et fragiles, les conditions environnementales étroitement contrôlées et elles ne conviennent pas toujours aux environnements d'apprentissage [173, 174, 167].

De nombreuses travaux [24, 151, 172, 150, 152, 176, 107] combinent entre les différents sources et même entre les différents canaux textuels, visuels, vocaux et physiologiques. Selon plusieurs recherches sur l'informatique affective en éducation/apprentissage [111, 110], la combinaison de nombreuses sources d'entrée peut améliorer le résultat de la reconnaissance des émotions de l'apprenant. Pour cela, plusieurs défis théoriques, méthodologiques et de mesure de l'émotion doivent être relevés. En outre, des questions concernant la façon de gérer plusieurs types de données et sa grande quantité [166].

Le tableau 2.5 résume les avantages et les inconvénients des différents canaux et sources de mesure de l'émotion.

Canal	Sources et références	Avantages	Inconvénients
Textuel	Questionnaire [138, 136, 137] [177] Texte [178, 179, 180] Observation d'expert [143, 144]	-Facile à mettre en œuvre et à utiliser - <i>Feedback</i> significatif -Peu coûteux et ne dépendant pas de l'utilisation des équipements spéciaux	-Différences culturelles et linguistiques -Pas en temps réel -Pas assez précis
Visuel	Expressions faciales [145, 146] [147, 148, 181, 182, 172, 183] [184, 185, 120, 178, 186, 24] [177] Posture de la tête [158] Gestes du corps [156, 178, 177] <i>eye-gaze</i> [158, 157] Mouvements de la souris [154] <i>keystrokes dynamics</i> [154, 155]	-Naturel et observable -Matériel peu coûteux, sauf pour les gestes -Informations supplémentaires -Déployable dans la pratique	-Consommation de temps et de ressources -Bruit -Problèmes de traitement d'images -Problèmes de confidentialité
Vocal	Parole [159, 160, 161, 120, 162] [186, 187, 163] Prosodie et intonation [164] [165, 24]	-Naturel, perceptible -il y a de la précision -Intégré dans les IHM -Déployable dans la pratique	-Limité aux systèmes basés sur le dialogue -Consommation de temps et de ressources -Différences culturelles et linguistiques
Physiologique	EEG [167, 133, 168, 169] EDA [170, 133, 171, 172] BVP [170, 133, 171] Fréquence cardiaque [170, 171] [172] HRV [173, 174] <i>Eye tracking</i> [168, 175] ECG [168] EMG [188] Température corporelle [172] Fréquence respiratoire [172]	-Possibilité d'extension pour le traitement en temps réel -Accès facile aux biosignaux.	-Inobservable -Problèmes de confort et d'intimité -Nécessité des conditions environnementales étroitement contrôlées -Équipement spécialisé et fragile -Difficile d'interpréter les données
Multimodal	différentes combinaisons entre les canaux (textuels, visuels, vocaux, physiologiques) [24, 151, 172, 150, 152] [176, 107, 177]	-Surmonter les contraintes des canaux individuels -Améliorer la précision sur les canaux individuels	-Défis techniques associés à l'intégration des canaux -Difficultés associées à la collecte de données adéquates et réalistes -Difficulté de gérer et d'interpréter l'énorme quantité de données générées à partir de divers canaux

TABLE 2.5 – Avantages et inconvénients des différents canaux et sources d'informations émotionnelles [110].

4.2.1 Relation entre les états émotionnels et les sources d'informations émotionnelles

Après une étude faite par Yadegaridehkordi [110] sur les états émotionnels les plus abordés dans l'informatique affective en éducation, il y a une relation dans le domaine de l'apprentissage entre les états émotionnels des apprenants et les canaux utilisés pour mesurer l'émotion. Cette relation est décrite comme suit :

- Les sources textuelles utilisées pour mesurer l'ennui, la colère, l'anxiété et le plaisir.

- Les sources visuelles comme les expressions faciales sont principalement utilisées pour mesurer la surprise, la colère, la tristesse, la peur et le dégoût. Cette conclusion est soutenue par Li et *al.* [189].
- Les sources physiologiques pour mesurer l'ennui, la frustration, et le dégoût.
- Les sources multimodales pour mesurer la colère, la surprise, la frustration, la confusion et le dégoût.

4.3 Approches de reconnaissance des émotions de l'apprenant

Les approches et les techniques utilisées dépendent des sources d'informations choisies, de la modélisation de l'émotion et du contexte d'apprentissage. Dans ce qui suit, nous mentionnons quelques travaux récents de reconnaissance des émotions dans les environnements d'apprentissage.

Pour les questionnaires, Muis et *al.* [136] ont mesuré l'émotion de l'apprenant avec le questionnaire AEQ de Pekrun [140, 141] dans le but d'évaluer le plaisir, l'anxiété et l'ennui des élèves de mathématique. Castellar et *al.* [138] ont appliqué le questionnaire *Scale for Early Mathematics Anxiété* (SEMA) lors du pré-test et post-test pour évaluer l'anxiété liée au mathématique. D'autres, emploient le questionnaire de Pekrun pour mesurer le stress de l'apprenant et sa motivation. Ce même questionnaire (adapté au sujets d'anglais) est utilisé pour mesurer le plaisir [137]. Pour celles qui utilisent l'observation d'experts, Leony et *al.* [144] proposent une approche permet de prédire l'émotion de l'apprenant à partir de leurs comportements avec le *Hidden Markov Model* (HMM). S'il navigue hors sujet dans l'environnement d'apprentissage, c'est-à-dire qu'il a probablement s'ennuie, et s'il est confus, peut être parce qu'il a essayé plusieurs fois de résoudre l'exercice avec échec.

Pour les expressions faciales, plusieurs approches existent [145, 172, 184, 185, 120]. Dans [172], le modèle d'apprentissage est formé par la mimique des émotions avec le visage de l'apprenant. D'autres, identifient les expressions faciales dans une vidéo ou une série de photos, puis envoient les résultats d'identification avant de classer les émotions [111]. Dans certains travaux, la vidéo est collectée, puis étiquetée par des experts, en tenant compte des intervalles de temps comme dans [185]. Certaines approches [182, 147, 148] exploitent les théories développées par Ekman et *al.* (FACS et EFACS [190]) en décomposant les expressions en unités d'action (en anglais *Action Unit*, AU), pour cela, ils détectent les points d'intérêts. Ces derniers sont exploités pour l'extraction des régions d'intérêts ROI [181, 146]. Dans la section 5.3, nous abordons en détail les travaux connexes sur la reconnaissance des expressions faciales d'une manière géné-

rale (pas seulement qui sont dédiées aux environnements d'apprentissage), où d'autres types de caractéristiques seront prises en compte comme celles extraites avec les filtres de Gabor [191, ?], les descripteurs PHOG [192], le SIFT [193], etc. Aussi, les techniques de *Deep Learning* qui ont fait récemment un saut quantique dans le domaine de la reconnaissance des expressions faciales avec les CNN [194, 195, 196].

Le signal audio de la parole doit être divisé en segments, comme dans les travaux [159, 160, 161, 120, 162, 163]. Certains d'entre eux, en prétraitement, convertissent le signal en spectrogramme à l'aide de la transformée de Fourier à court terme (STFT). Les caractéristiques de la parole telle que la hauteur, le débit et les caractéristiques acoustiques peuvent être extraites de ce signal divisé, comme défini dans [162, 163, 164, 165] pour chaque énoncé. Après l'extraction des caractéristiques, celles-ci sont introduites dans un modèle qui reconnaît les émotions dans chacun des segments. Kouahla et al. [24] ont pris en considération les caractéristiques spectrales et prosodiques de la voix de l'apprenant pour reconnaître son émotion. Ces caractéristiques sont sous forme de coefficients appelés MFCC (*Mel-frequency Cepstral Coefficients*). Pour cela, la voix des apprenants est enregistrée après la fin de l'activité d'apprentissage.

Salmeron-Majadas et al. [172] adaptent une technique de reconnaissance des émotions de l'apprenant dans un STI en utilisant plusieurs sources d'information physiologiques : la fréquence cardiaque et la fréquence respiratoire, le EDA et la température corporelle. À cet égard, deux étapes sont employées : détection et filtrage des tranches de temps d'un point de vue affectif par un classifieur binaire, ensuite, la discrimination de l'émotion spécifique de l'apprenant. Le signal électrique produit par l'EEG dans différents canaux est utilisé comme caractéristique pour distinguer les émotions dans des intervalles de temps [169, 119, 133]. D'autres [175], appliquent des équipements spéciaux pour enregistrer le mouvement oculaire (*eye tracking*) de l'apprenant dans un environnement *e-learning* afin de calculer les indices métriques oculaires (*eye metric index*). Le but est d'explorer la relation de ces indices avec deux classes d'émotions : l'intérêt et l'ennui.

En générale, en terme de performance, les expressions faciales, la voix et le texte sont les plus performants et les plus utilisés dans la littérature. Dans les publications [183] et [197], les expressions faciales sont plus performantes que la parole, contrairement dans le travail [86, 198], c'est le contraire, même pour d'autres approches, il y a des résultats comparables. Donc, on ne peut pas toujours dire qu'il y ait une approche de reconnaissance des émotions correcte. Tout dépend des données, des objectifs, et du contexte d'apprentissage.

Il faut noter que certaines émotions sont plus faciles que d'autres. La joie et la surprise sont plus faciles par rapport à la peur qui est difficile selon les travaux de [183, 199] et [200]. Par

exemple, dans l'article [201], Boughida et al. ont eux une précision moyenne de 98.5% pour la joie et la surprise alors que pour la peur, une précision de 90.5%. On peut aussi mentionner que dans la littérature, d'autres métriques ont été utilisés pour mesurer la performance de la reconnaissance des émotions à savoir le *recall*, la précision et le *f1-score* [111].

Les approches de reconnaissance de l'émotion dans l'apprentissage humain utilisent des données différentes, des façons variées pour représenter les émotions, des sources différentes, et même des versions différentes des techniques, il est donc difficile de les comparer.

5 Reconnaissance des expressions faciales

La reconnaissance des expressions faciales (REF) (en anglais *Facial Expression Recognition FER*) a un impact important dans le domaine de la reconnaissance des formes. Des efforts substantiels sont faits par les chercheurs pour développer un système FER pour les applications d'interaction homme-machine [202]. En éducation, plusieurs travaux comme [145, 172, 183, 184, 185, 120] ont intégré les systèmes de reconnaissance des expressions faciales dans les environnements d'apprentissage. Ce processus consiste à analyser des images de visages humains et à extraire les caractéristiques faciales afin de déterminer l'émotion qu'ils expriment [203].

Dans cette section, nous abordons en premier lieu, les expressions faciales et leurs relations avec les émotions. Ensuite, nous citons les grandes étapes du processus de REF, afin de terminer la section par un aperçu rapide sur les différentes approches de reconnaissance des expressions faciales qui existent dans la littérature.

5.1 Expressions faciales et émotion

Les émotions sont des réactions à des évènements qui ont un sens pour nous. Le déclenchement des émotions va permettre de produire des comportements spécifiques non verbaux sur le visage sous forme d'**expressions faciales**, sur la voix ou sur le corps [204]. Les expressions faciales d'émotion semble d'être le signal le plus important du visage car elles nous renseignent sur la personnalité, les émotions, les motivations ou l'intention des gens. Elle ne sont pas seulement des signes des états internes des gens, mais elles signalent également aux autres d'agir de certaines manières, fournissant des messages pour la coordination sociale [205]. Des études révèlent que la façon la plus expressive dont les humains manifestent leurs émotions est par le biais des expressions faciales [74].

Les émotions sont l'un des générateurs des expressions faciales. Ces dernières peuvent aussi

être générées par autres activités physiologiques comme la réflexion, par des états d'esprits comme la fatigue et la douleur, ou par des communications non verbales [204] (voir figure 2.6). Il est possible de générer des expressions faciales par la mimique d'une expression qui représente une émotion sans la ressentir, c'est pourquoi, on peut dire que les expressions faciales et les émotions sont très liées et parfois confondues. Une émotion implique généralement une expression faciale correspondante (dont l'intensité peut être plus ou moins contrôlée selon les individus), mais l'inverse n'est pas vrai.

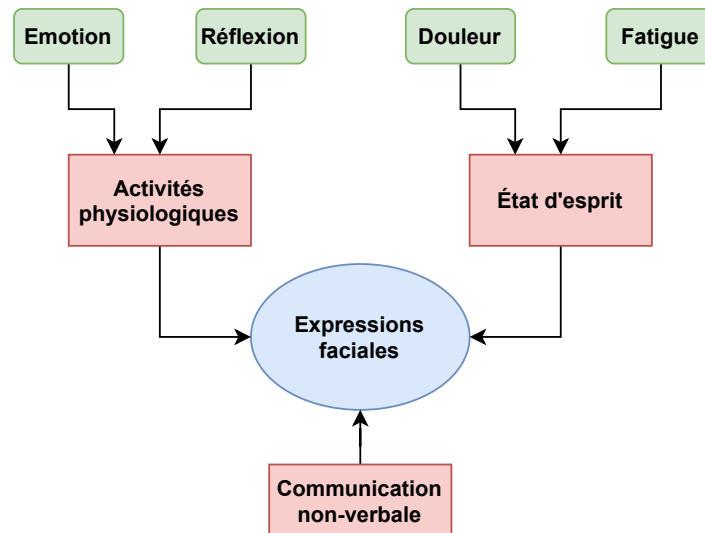


FIGURE 2.6 – Générateurs des expressions faciales [204]

Les expressions faciales sont également spéciales car elles caractérisent différentes catégories d'émotions appelées **les six émotions de base d'Ekman** : la peur, la colère, la tristesse, le dégoût, la joie et la surprise (illustrées dans la figure 2.7). En 1971, Ekman et Friesen ont identifié ces émotions en analysant les micro-expressions des visages humains [79]. Les recherches d'Ekman ajoutent plus tard une septième émotion, qui est le mépris [206]. Ces émotions sont universelles, indépendantes de la race, de l'ethnie, de la religion, du sexe et de la culture [205].

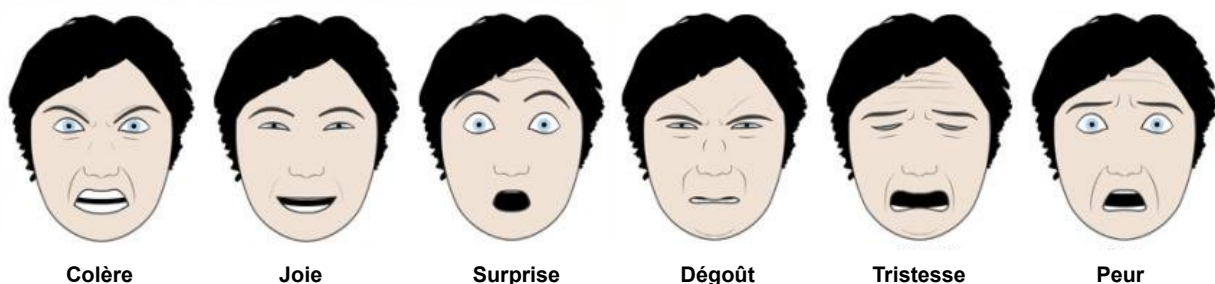


FIGURE 2.7 – Les six émotions universelles de Ekman.

5.2 Processus de reconnaissance des expressions faciales

La plupart des travaux de recherche sur le système REF suivent le cadre de la reconnaissance des formes [207]. Il se compose de trois phases : la détection des visages, l'extraction des caractéristiques faciales et la classification des expressions, mais, pas mal de concepteurs de système de REF ajoutent l'alignement du visage et l'étape de prétraitement pour améliorer la performance du modèle de REF. On distingue cinq étapes principales pour la REF comme suit :

1. **Détection du visage** : c'est la capacité de distinguer les visages des objets sans visage dans une image ou une vidéo. L'algorithme Viola-Jones [208] est un cadre de reconnaissance d'objets qui permet la détection de visages humains. L'algorithme de Viola-Jones est robuste, puissant et plus rapide bien qu'il soit obsolète.
2. **Alignement du visage** : il permet d'établir des correspondances entre les différentes images du *dataset* des visages afin que les tâches ultérieures du processus de REF puissent être effectuées sur une base commune [209]. Selon [210], cela est possible par la transformation d'un espace de coordonnées d'entrée en espace de coordonnées de sortie, de sorte que tous les visages de l'ensemble de données doivent :
 - (a) être centrés dans l'image.
 - (b) pivoter de telle sorte que les yeux se trouvent sur une ligne horizontale (c'est-à-dire que le visage est tourné de manière à ce que les yeux se trouvent le long des mêmes coordonnées y).
 - (c) être mis à l'échelle de telle sorte que la taille des visages soit approximativement identique.
3. **Prétraitement** : Le prétraitement améliore les performances de la REF car il traite le bruit présent dans les images. Il comprend un certain nombre de types de processus tels que la clarté et la mise à l'échelle de l'image, le réglage du contraste et un processus d'amélioration supplémentaire pour perfectionner les cadres d'expression [211].
4. **Extraction des caractéristiques** : est une étape importante dans le processus de REF, elle permet de dégager les caractéristiques faciales qui discriminent l'émotion comme les formes des composants du visages (bouche, sourcils, yeux, etc.), la texture de la peau du visage dans une zone spécifique (les rides, etc.) et les distances entre les points d'intérêt du visage. Pour cela, on utilise des algorithmes d'extraction des caractéristiques comme les filtres de Gabor qui sont largement employés dans la REF [212].

5. **Classification** : après l'extraction des caractéristiques faciales, le modèle entraîné (par des algorithmes de *Machine learning* ou *Deep Learning*) va classer le vecteur des caractéristiques à l'une des émotions universelles.

La figure 2.8 aborde un schéma général du processus de reconnaissance des expressions faciales.

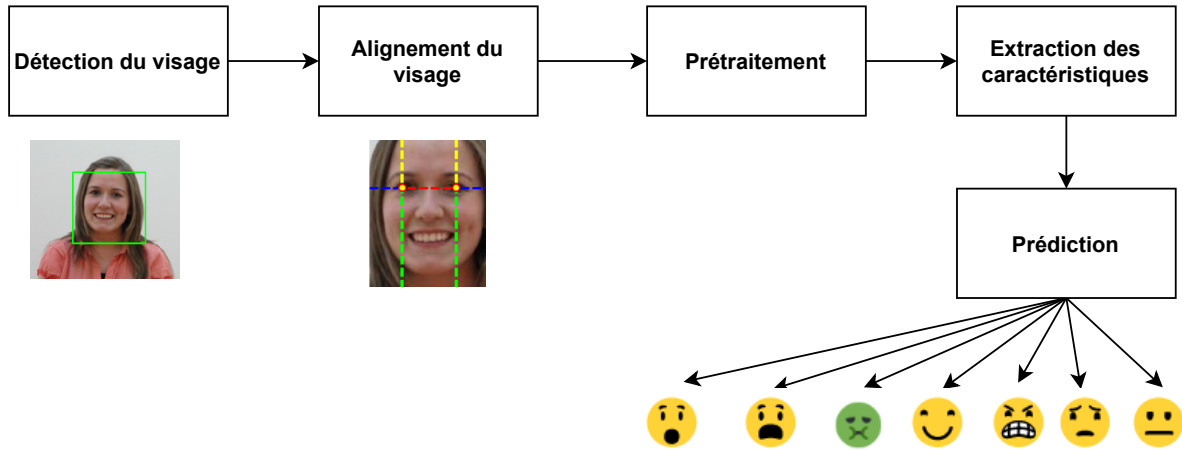


FIGURE 2.8 – Processus de reconnaissance des expressions faciales

5.3 Approches de reconnaissance des expressions faciales

Dans cette section, nous jetons l'oeil brièvement et rapidement sur les différentes approches de reconnaissance des expressions faciales existantes dans la littérature. Puisque la majorité des travaux existants sur REF se concentrent sur l'extraction des caractéristiques faciales qui séparent les émotions, nous abordons ces approches par type de caractéristiques. La figure 2.9 présente une taxonomie qui distingue les différentes méthodes dans la REF.

Les caractéristiques extraites sont divisées en caractéristiques préconçues (*predesigned features*) et en caractéristiques apprises (*learned features*). Les premiers sont conçues manuellement pour extraire des informations pertinentes, tandis que les deuxièmes sont extraites automatiquement à partir de données apprises (cas des approches de *Deep Learning*). Dans [213], les auteurs ont divisé chacune de ces caractéristiques en globales et locales, ou en caractéristiques statiques ou dynamiques. Les caractéristiques globales extraient des informations de la région faciale entière, tandis que les caractéristiques locales sont extraites à partir de ROI⁹ spécifiques. Les caractéristiques statiques décrivent un seul cadre ou une seule image, et les caractéristiques dynamiques incluent des informations temporelles. Les caractéristiques prédéfinies

9. Une région d'intérêt (en anglais *Region of interest* ROI) est un échantillon d'un ensemble de données identifié dans un but particulier [214]. En traitement d'image, il représente une partie d'une image où on veut faire un traitement d'une manière ou d'une autre

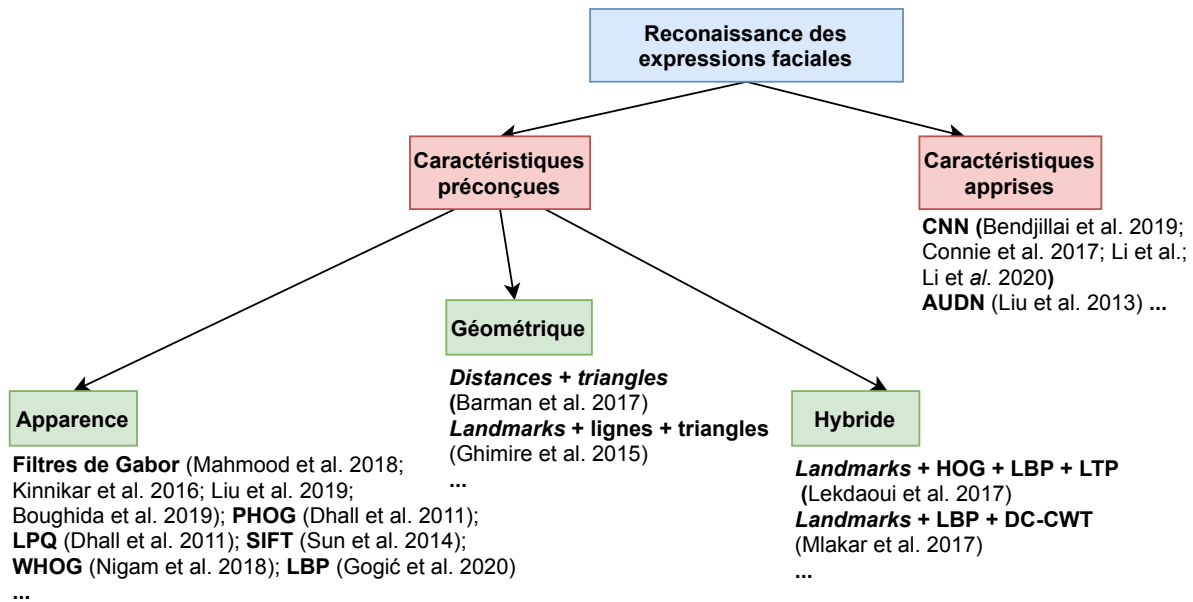


FIGURE 2.9 – Taxonomie des différentes approches de REF

peuvent également être divisées en caractéristiques d'apparence et géométriques : les caractéristiques géométriques mesurent les distances, les déformations, les courbures et autres propriétés géométriques. En outre, elles décrivent les visages par le biais des distances et des formes, tandis que les caractéristiques d'apparence utilisent les informations d'intensité de l'image [213]. Cette dernière catégorie comprend les caractéristiques de Gabor. Plusieurs travaux basés sur l'utilisation de caractéristiques de Gabor ont été réalisés : [215, 216, 217, 191]. Littlewort et *al.* [218] ont utilisé des filtres de Gabor pour l'extraction des caractéristiques et AdaBoost pour la réduction de ces caractéristiques ; Ces derniers seront ensuite utilisées par des classifieurs binaires SVM combinés (AdaSVM) pour attribuer une des sept émotions (d'Ekman et neutre). Abdulrahman et *al.* [219] ont proposé une approche basée sur *Gabor Wavelet Transform* GWT, avant l'extraction, les auteurs ont divisé le visage en régions avec les *Local Binary Patterns* LBP, enfin, ils ont utilisé l'ACP pour réduire le nombre de caractéristiques. Dans [220], les auteurs ont proposé un système de REF qui combine les filtres de Gabor et les LBP pour créer un ensemble de classifieurs SVM. Le nombre de classifieurs est ensuite réduit par un algorithme génétique multi-objectif (en anglais *Multi-Objective Genetic Algorithm* MOGA). Cette catégorie (caractéristiques d'apparence) comprend également d'autres algorithmes d'extraction de caractéristiques tels que *Pyramid of Histogram of Orientation Gradients* (PHOG) [192], *Local Phase Quantization* (LPQ) [192], et le *Scale-Invariant Feature Transform* (SIFT) [193]. Dans [192], les auteurs ont proposé un système de REF qui combine deux types de caractéristiques : PHOG et LPQ. Avant la classification, avec SVM, les auteurs ont réduit le nombre

de caractéristiques PHOG et LPQ avec l'ACP. Nigam et *al.* [221] ont utilisé un nouveau type de caractéristiques appelé WHOOG, avec W pour le WST (*Distance Wavelet Transform*). Dans [222], les auteurs ont utilisé des arbres de décision avec le GentleBoost (qui est une variante de AdaBoost) pour extraire le vecteur de caractéristiques à partir des caractéristiques LBP (*Local Binary Patterns*). Celles-ci sont concaténées et ensuite utilisées dans un réseau neuronal peu profond (*Shallow Neural Network*).

D'autres type de caractéristiques sont des caractéristiques géométriques qui mesurent les distances, les déformations, les courbures et d'autres propriétés géométriques [213]. Dans ce contexte, Barmana et *al.* [223] ont détecté des *landmarks*¹⁰ en utilisant l'algorithme *Fast-Sic Active Appearance Model* (Fast-Sic AAM). Les auteurs ont ensuite sélectionné certains *landmarks* (trois points sur le sourcil, quatre points sur l'œil, trois points sur le nez et quatre points dans la région de la bouche) pour former une grille de distances euclidiennes entre ces *landmarks*. Ghimire et *al.* [224] extraient trois types de caractéristiques géométriques à partir des *landmarks* : les points, les lignes, et les triangles, en réduisant les caractéristiques avec l'algorithme de AdaBoost et la classification avec SVM. D'autres auteurs ont combiné des caractéristiques d'apparence et géométriques. Lekdioui et *al.* ont proposé un système de reconnaissance des expressions faciales basé sur la décomposition automatique du visage en ROIs utilisant les points de repère du visage. Les auteurs ont extrait des caractéristiques de ces régions en utilisant le HOG, LBP, *Local Ternary Patterns* (LTP), et *Compound Local Binary Pattern* (CLBP) [225].

Ces dernières années, la plupart des chercheurs ont utilisé des techniques de *Deep Learning* pour extraire automatiquement les caractéristiques des expressions faciales. Les auteurs de [226] ont fourni un aperçu des travaux récents utilisant ces techniques. Dans [194], Li et *al.* ont proposé de nouvelles stratégies de recadrage (*cropping*) et de rotation du visage et une simplification du réseau neuronal convolutif (en anglais *Convolutional neural network* CNN) pour rendre les données plus abondantes et extraire uniquement les caractéristiques faciales utiles. Bendjillai et *al.* [195] extraient des caractéristiques en utilisant la transformée en ondelettes discrète (*Discrete wavelet transform*, DWT), et ces caractéristiques ont été utilisées pour entraîner le CNN. Connie et *al.* [196] ont cherché à atteindre un taux de reconnaissance élevé en utilisant seulement un jeu de données de taille réduite pour l'entraînement. À la fin, les auteurs ont employé le SIFT pour augmenter la performance de ces données. Ensuite, ces caractéristiques ont été fusionnées avec le CNN. D'autres [227], proposent "AUDN" (*AU-aware Deep Networks*) :

10. Chacun des points que nous avons détectés sur le visage est appelé *landmark* car il représente un endroit bien connu sur le visage comme le bout du nez ou le bord des yeux.

une architecture *Deep Learning* conçue spécifiquement pour la reconnaissance des expressions faciales. Il est important de noter que les algorithmes génétiques sont fréquemment utilisés dans le processus de sélection des caractéristiques comme dans les travaux [228, 229, 230, 231]. Dans [231], Yu et Bhanu proposent un système de REF basé sur un algorithme génétique où ils ont testé un grand nombre de combinaisons d'opérateurs primitifs pour trouver les opérateurs composés efficaces. D'autres comme Huang [229], Bouraoui [232], et Zhao [233] suggèrent des approches basées sur les algorithmes génétiques pour la sélection des caractéristiques et l'optimisation des hyperparamètres des SVM. Le PSO (*Particle Swarm Optimization*) dans le même contexte d'optimisation des hyperparamètres de SVM ont également été faites [234, 235].

Synthèse des travaux connexes sur la REF

Le tableau 2.6 compare quelques travaux de reconnaissance des expressions faciales par rapport à plusieurs critères qui sont : l'algorithme d'extraction des caractéristiques, technique utilisée de réduction de dimensionnalité ou sélection des caractéristiques, l'algorithme appliqué pour la prédiction de l'émotion, les *datasets* employés pour entraîner le modèle et les résultats trouvés en terme d'*accuracy*.

La colonne "extraction des caractéristiques" permet de déterminer les algorithmes d'extraction des caractéristiques utilisées dans ces travaux, où on remarque que les filtres de Gabor sont l'une des méthodes la plus appliquée dans ce contexte de REF, ils permettent de donner des modèles performants. En outre, ils sont souvent associés à des techniques de réduction de dimensionnalité principalement avec l'ACP ou associés à des technique permettant la sélection des caractéristiques comme les algorithmes génétiques. Cela est raisonnable car les approches à base des filtres de Gabor appliquent une banque de filtres de différentes orientations et fréquences, ce qui multiplie la taille du vecteur des caractéristiques plusieurs fois.

Concernant l'entraînement du modèle de REF employé, le SVM est souvent utilisé. Cela peut être justifié en raison de sa performance avec les vecteurs de caractéristiques de grande dimension. Récemment, les techniques de *Deep learning* principalement le CNN ont montré une grande performance principalement avec les *datasets* de grande taille comme FER2013. Pour les autres *datasets*, on trouve surtout JAFFE et CK+.

6 Conclusion

Au cours des sections de ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux émotions dans les environnements d'apprentissages. Avant tout, nous avons essayé de montrer l'impact de l'émotion

Catégorie de caractéristiques	Référence	Extraction des caractéristiques	Réduction /Selection	Classificaion	Dataset	Accuracy
Caractéristiques d'apparence	Littlewort et al. 2004 [218]	Gabor	AdaBoost (sous-ensemble de filtres)	SVM	DFAT-504	93.3%
	Abdulrahman et al. 2014 [219]	Gabor	LBP + PCA	kNN	JAFFE	90%
	Boughida et al. 2019 [191]	Gabor	PCA	SVM (RBF)	CK+ JAFFE	95.11% (JAFFE) 92.19% (CK+)
	Yu et al. 2006 [231]	Gabor	AG (selection des opérateurs primitifs)	SVM	JAFFE	80.95%
	Dhall et al. 2011 [192]	PHOG et LPQ	PCA	LMNN SVM	GEMEP-FERA	
	Sun et al. 2014 [193]	SIFT + PHOG + LPQ-TOP		SVM	EmotiW2014	47.17%
Caractéristiques géométrique	Barman et Dutta 2017 [223]	Distances et triangles		MLP	CK+ MMI MUG JAFFE	100% (CK+) 96% (MMI) 81.9% (MUG) 87.7% (JAFFE)
Hybride (carac. d'apparence + carac. géométrique)	Ghimire et al. 2015 [224]	LBP (local region)+formes		SVM	CK+ MUG	90.08% (CK+) 80.1% (MUG)
	Lekdioui et al. 2017 [225]	Landmarks + HOG + LBP + LTP		SVM	CK KDEF FEED	96.06% (CK) 93.34% (KDEF) 92.03% (FEED)
Caractéristiques apprises	Connie et al. 2017 [196]	SIFT + CNN		CNN	FER2013 CK+	73.4% (FER2013) 99.1% (CK+)
	Li et al. 2020 [194]	Recadrage et rotation		CNN	JAFFE CK+	97.18% (JAFFE) 97.38% (CK+)

TABLE 2.6 – Comparaison de quelques approches de reconnaissance des expressions faciales.

dans les environnements d'apprentissage sur le niveau psychologique, motivationnel, social et cognitif, pour prendre en considération l'aspect émotionnel dans la conception de notre système. Ensuite, nous avons parcouru les différents modèles de représentation de l'émotion en apprentissage ce qui nous aiderons à choisir le bon modèle de représentation dans notre contexte. Dans notre travail, nous proposerons une nouvelle approche de reconnaissance des émotions de l'apprenant, ce qui nous conduit à parler des différentes sources d'informations émotionnelles et les approches de reconnaissance de l'émotion dans les EIAH où nous avons mis l'accent sur la reconnaissance des émotions à partir des expressions faciales.

Il faut rappeler que l'objectif est d'adapter les environnements d'apprentissage en tenant compte de l'émotion de l'apprenant pour l'aider à sortir de son état difficile, où la source de cette difficulté peut être les problèmes psychologiques (dégoût, stress, anxiété, tristesse, etc.), la démotivation, le manque de connaissances sur le domaine, etc. Cela nous mène à étudier dans le chapitre suivant, l'adaptation dans ces environnements et les techniques utilisées pour cette raison, afin d'aborder les approches d'adaptation à base d'émotion.

Chapitre 3

Adaptation à base d'émotion en EIAH

Contenu du chapitre

1	Introduction	51
2	Adaptation en EIAH	52
2.1	Hypermédiatifs adaptatifs	53
2.2	Méthodes et techniques d'adaptation	54
2.3	Quelques systèmes hypermédiatifs adaptatifs en EIAH	57
3	Systèmes de recommandation en EIAH	59
3.1	Techniques de recommandation	59
3.2	Travaux connexes des systèmes de recommandation en EIAH	63
4	Environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotions	64
4.1	Différents environnements adaptatifs à base d'émotion	65
4.2	Synthèse des travaux et discussion	71
5	Conclusion	79

1 Introduction

Les émotions des apprenants pendant le processus d'apprentissage sont un facteur influent sur les performances d'apprentissage [236, 9]. Les émotions négatives créent des sentiments négatifs chez les apprenants, perturbant le processus d'apprentissage et diminuant les performances d'apprentissage, contrairement aux émotions positives qui peuvent favoriser un meilleur déroulement du processus en créant des expériences d'apprentissage positives [111].

Puisque les contenus (comme les ressources d'apprentissage, les cas d'utilisation, etc.) peuvent influencer l'état émotionnel des apprenants qui interagissent avec eux et que l'adoption des res-

sources d'apprentissage dépend directement (mais pas exclusivement) de l'état émotionnel des apprenants, alors les émotions des apprenants devraient être prises en compte lors de l'adaptation des ressources d'apprentissage dans les EIAH [111].

Après avoir déterminé d'une manière correcte l'état émotionnel de l'apprenant (qui est une tâche difficile dans l'EIAH), le défi est de générer des expériences d'apprentissage positives [237], en adaptant le contenu ou les ressources de soutien émotionnel, et par conséquent, améliorer le processus d'apprentissage.

Dans ce chapitre, nous passons en revue les différents travaux récents des environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotion, comment ces environnements extraient l'état émotionnel et quelles recommandations sont générées, nous les analysons afin faire une synthèse concernant l'état de ce domaine, mais avant, nous allons aborder les différentes techniques d'adaptation utilisées dans l'EIAH, ainsi que celles des systèmes de recommandation.

2 Adaptation en EIAH

L'adaptation constitue un défi majeur dans le domaine de l'EIAH pour les utilisateurs dont les profils, les rôles, les besoins, les intérêts, les contextes d'apprentissage, etc. sont très variés, par conséquent, il est essentiel d'adapter les environnements d'apprentissage. Elle permet de répondre aux exigences uniques des apprenants, d'atteindre les objectifs d'apprentissage et de s'adapter aux contextes uniques des différentes communautés. L'adaptation permet également d'éviter que l'apprenant ne soit surchargé d'informations non pertinentes [238].

Selon Boticario et Santos [239], l'adaptation dans un EIAH consiste à créer une expérience d'apprenant ajustée volontairement à diverses conditions, notamment le contenu disponible, les caractéristiques et les intérêts personnels, les connaissances pédagogiques et les interactions des apprenants. Cette expérience est étalée dans le temps, afin d'améliorer la réussite en fonction de critères prédéterminés tels que l'efficacité de l'apprentissage, le score obtenu, le temps écoulé, le coût économique, la participation et le plaisir de l'utilisateur [240].

Afin de réaliser cette adaptation, **les hypermédias adaptatifs** ont vu le jour. Ces derniers fournissent les hyperliens qui sont les plus pertinents pour l'apprenant pour façonner leur charge cognitive [241]. Dans cette section, nous définissons en premier lieu les hypermédias adaptatifs et leurs structures conceptuelles. Ensuite, nous abordons les différentes méthodes et techniques d'adaptation, afin de parcourir rapidement quelques systèmes hypermédias adaptatifs les plus cités dans la littérature.

2.1 Hypermédias adaptatifs

L'hypermédia est une extension d'un hypertexte¹ à données multimédias, en ajoutant des médias supplémentaires aux informations textuelles telles que les images, les vidéos, les sons ou les données multimédias [243]. Les hypermédias traditionnels sont structurés de telle sorte que les mêmes nœuds et connexions soient fournis à tous les utilisateurs sans tenir compte de leurs exigences, de leurs expériences, etc. Par conséquent, en empruntant des chemins qui ne lui plaisent pas, l'utilisateur peut rapidement se perdre dans l'hyperespace et être surchargé [244]. Pour cela, et afin de minimiser les aspects négatifs de ces systèmes, les travaux de recherche seront focalisés sur les hypermédias adaptatifs qui visent à permettre aux utilisateurs d'accéder à l'information personnalisée. Peter Brusilovsky a défini l'hypermédia adaptatif comme suit [245] :

Définition 3.1. " *Un hypermédia adaptatif est un hypertexte ou un hypermédia qui reflète certaines caractéristiques particulières d'un individu dans un modèle d'utilisateur, et applique ce modèle pour adapter des aspects visibles de ce système à cet utilisateur.* "

D'après cette définition, on peut déduire que ce système va permettre de collecter des informations sur un utilisateur particulier et de construire un modèle utilisateur (profil de l'utilisateur) qui sera appliqué pour adapter l'hypermédia à cet utilisateur.

Architecture de l'hypermédia adaptatif

Nous découvrons que la structure conceptuelle des hypermédias adaptatifs se compose quasi systématiquement de trois composants principales indépendantes : Modèle de domaine, modèle de l'apprenant et le modèle d'adaptation. Ils sont décrits comme suit [246] :

- **Modèle de domaine** : il est chargé de représenter les connaissances que le système met à la disposition de ses utilisateurs. Il comprend les concepts abordés, les ressources disponibles (documents XML, vidéos, images, etc.) et les liens entre les différents éléments. Le modèle de domaine permet de structurer les différents éléments du domaine afin de faciliter leur adaptation.
- **Modèle de l'apprenant** : Les caractéristiques de l'apprenant sont prises en considération par ce modèle. Certaines d'entre elles comme les émotions, les préférences, la pédagogie préférée et d'autres aspects sont indépendants du domaine d'application. D'autres sont spécifiques au domaine comme les connaissances de l'apprenant dans ce domaine.

1. **Hypertexte** : est un texte affiché avec des références à d'autres textes auquel la lecture peut accéder immédiatement [242].

- **Modèle d'adaptation** : Il est chargé de modéliser comment l'apprenant sera présenté au domaine en fonction de ses caractéristiques personnelles. Il permet d'interagir avec le système pour modifier son comportement et sa structure. Il refait la politique d'adaptation souhaitée qui peut être soit implicite ou explicite :
 - **Implicite** : dans ce cas, les procédures d'adaptation sont étroitement liées aux composants du système.
 - **Explicite** : dans ce cas, les techniques d'adaptation utilisent des modèles explicites comme les systèmes de recommandation, les moteurs de règles, et les algorithmes de l'intelligence artificielle. Il sera facile de distinguer les aspects de l'adaptation des autres aspects de la mise en œuvre du système.

Dans la section suivante, nous abordons en détail les méthodes et les techniques utilisées pour la conception d'un système hypermédia adaptatif.

2.2 Méthodes et techniques d'adaptation

Pour **les méthodes d'adaptation**, nous faisons référence à l'approche généralisée et abstraite de l'adaptation de Brusilovsky [247]. Elles sont vues comme une idée au niveau conceptuel ou une manière d'envisager l'adaptation plutôt qu'une manière de la faire. D'autre part, pour **les techniques d'adaptation**, l'auteur a fait référence à des approches spécifiques pour la mise en œuvre des méthodes d'adaptation. Chaque technique d'adaptation est caractérisée par une représentation des connaissances, une modélisation et un algorithme d'adaptation spécifiques [248].

La représentation d'un hypermédia sous la forme d'un réseau, permet d'identifier deux méthodes d'adaptations : soit adapter les noeuds du réseau (le contenu), soit adapter les liens du réseau (la navigation). De ce fait, les méthodes d'adaptation correspondent respectivement, soit à l'adaptation du contenu, soit à l'adaptation de la navigation entre les contenus. La figure 3.1 illustre une taxonomie des différentes approches et techniques d'adaptation proposées par Brusilovsky.

2.2.1 Adaptation du contenu

L'idée principale derrière de ce type est d'adapter le contenu d'un espace d'information auquel accède un utilisateur particulier, en fonction de la base de connaissances existantes, objectifs et préférences de l'utilisateur et d'autres caractéristiques. Il existe trois méthodes de présentation adaptative généralisée [249, 250], comme indiqué ci-dessous :

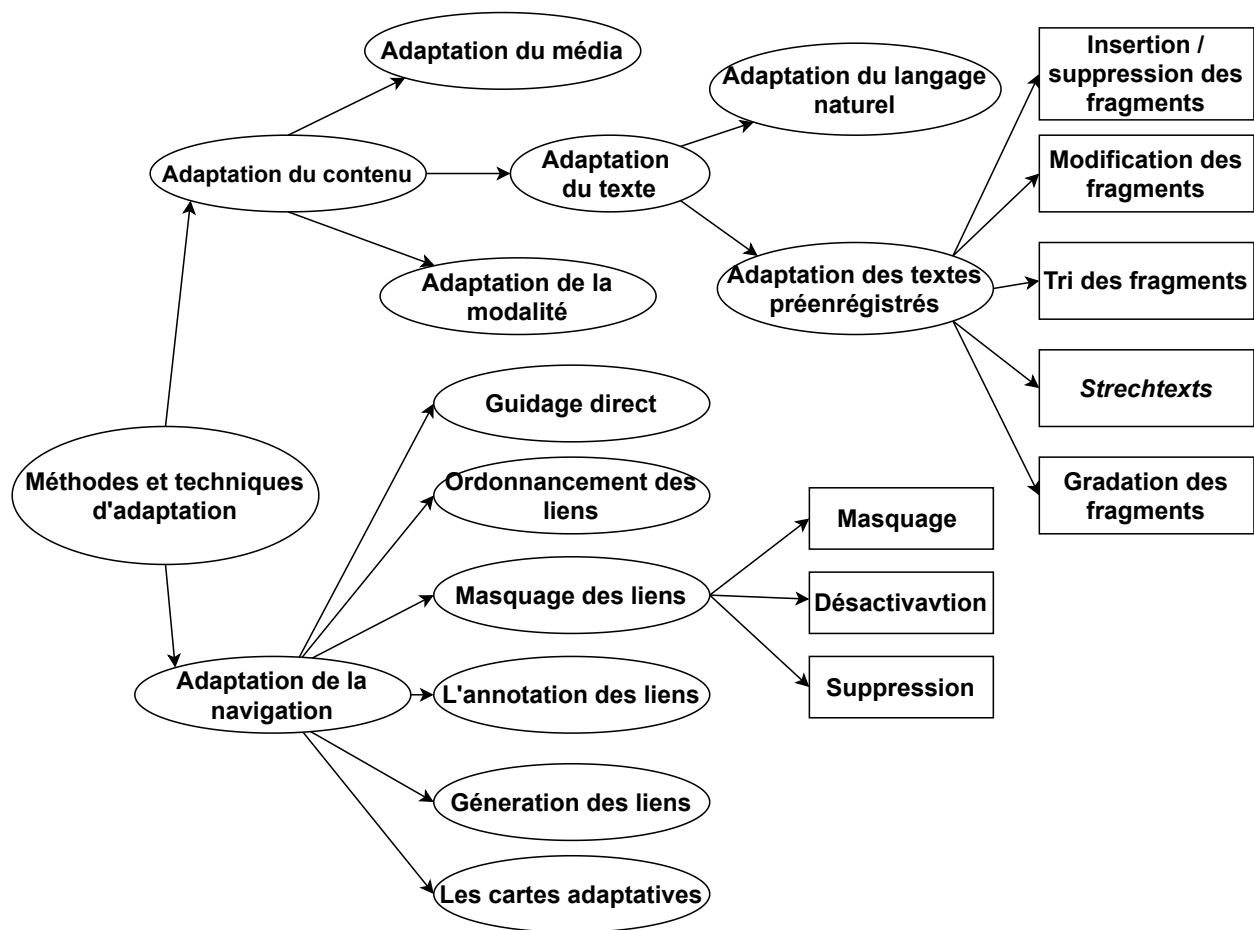


FIGURE 3.1 – Taxonomie des méthodes et techniques d'adaptation proposées par Brusilovsky (adaptée de [247])

- ***L'explications complémentaires, comparatives et requises*** : le système fournit des informations supplémentaires à l'utilisateur sous forme d'explications s'il est nécessaire, sur la base de certaines règles préalables définies dans le modèle de l'utilisateur.
- ***Variations des explications*** : elle représente la manipulation de fragments d'information. Plusieurs systèmes utilisent cette méthode tels que AHA! (*Adaptive Hypermedia Architecture*) [241] et GALE (*GRAPPLE² Adaptive Learning Environment*) [251] avec inclusion conditionnelle des fragments.
- ***Le tri*** : cette méthode est utilisée dans les cas où il faut ordonner des pages ou des fragments.

Plusieurs techniques d'adaptation du contenu existent pour implémenter les méthodes précédentes. Elles sont résumées dans [245] comme suit :

2. **GRAPPLE** : qui signifie *Generic Responsive Adaptive Personalized Learning Environment*, est un projet de l'union européenne qui vise à offrir aux apprenants un environnement d'apprentissage qui s'adapte automatiquement aux préférences personnelles, aux connaissances, aptitudes et compétences antérieures, aux objectifs d'apprentissage et au contexte personnel ou social dans lequel l'apprentissage a lieu (voir plus dans <https://cordis.europa.eu/project/id/215434>).

- ***L'insertion, la suppression et l'altération de fragments*** : elles traitent de la manière dont un élément d'information (c'est-à-dire un fragment, essentiellement du texte), peut être présenté dans un espace d'information particulier (c'est-à-dire une page). Ces éléments peuvent être insérés dans une certaine position ou supprimés d'une page lorsqu'une condition répondant à des règles spécifiques est remplie.
- ***L'insertion, la suppression et la modification de pages*** : ces techniques les mêmes que ci-dessus, sauf qu'ici, nous avons des éléments de présentation plus grands par rapport aux fragments, à savoir les pages [252].
- ***Les strechtexts*** représentent une technique permettant de montrer un nouveau contenu caché dans un texte sous forme de liens [253, 254].
- ***Le tri et la gradation*** des fragments est une technique qui consiste à présenter le même ensemble d'informations à tous les utilisateurs et à les trier du fragment le plus pertinent au fragment le moins pertinent. La gradation des fragments permet d'indiquer le fragment qui n'est pas important pour l'utilisateur mais qu'il peut le visiter s'il le préfère [254].

2.2.2 Adaptation de la navigation

La principale préoccupation de l'adaptation de la navigation est de traiter une structure de liens étendue et de l'adapter aux préférences de l'utilisateur. Ce type d'adaptation guide les utilisateurs vers des informations intéressantes et pertinentes, tout en les éloignant des informations non intéressantes et non pertinentes, sans entraver leur liberté de navigation globale [255]. Plusieurs méthodes d'aide à la navigation sont identifiées, telles que :

- ***Le guidage*** : il représente une méthode dans laquelle les utilisateurs ont au préalable un objectif à atteindre et le système leur suggère le chemin à suivre pour y parvenir. Il peut être global (suggérer un chemin à l'utilisateur dans l'ensemble des chemins possibles), ou local (qui se fait successivement lien par lien) [245].
- ***Le support d'orientation*** : elle offre une structure de liens complète ou partielle à l'utilisateur lui permettant de naviguer sur cette structure. Habituellement, cette méthode se fait par l'indication d'une certaine couleur pour les liens qu'il est préférable de visiter, et une autre couleur plus contrastée pour les liens qu'il est préférable d'éviter.
- ***La gestion des vues personnalisées*** : c'est une méthode permettant de créer un dépôt des hypermédias personnels pour chaque utilisateur. C'est ce qu'on appelle la personnalisation, où une structure de liens spécifiques composée de pages présente le but recherché par l'utilisateur.

Les techniques identifiées pour l'aide à la navigation adaptative sont résumées comme suit :

- **Le guidage direct** : il consiste à présenter à l'utilisateur le meilleur choix de navigation suivant pour atteindre l'objectif souhaité de manière plus efficace.
- **Le tri adaptatif des liens** : il permet de trier les liens en fonction de leur pertinence, c'est-à-dire que les liens les plus pertinents sont placés plus haut dans la hiérarchie de la structure des liens et vice versa. Les systèmes de recommandation (détaillés dans la section 3) sont l'une des solutions pour permettre d'établir cette technique.
- **La manipulation de liens** : elle comprend le masquage de liens, la suppression de liens et la désactivation de liens. Le masquage de lien se fait par la dissimulation du lien à l'utilisateur afin qu'il ne le suive pas, le considérant ainsi comme non pertinent. La suppression du lien supprime complètement le lien de la structure. Enfin, la désactivation du lien qui consiste à supprimer la fonctionnalité du lien et le clic sur le texte [241].
- **L'annotation adaptative des liens** : elle permet d'enrichir le lien d'informations et de commentaires supplémentaires, qui informent l'utilisateur de l'état actuel des liens sortants. Elle peut se faire sous une forme textuelle ou sous des formes de nuages textuels ou en utilisant diverses icônes.
- **La génération de liens** : elle crée de nouvelles relations entre les pages et les fragments de page qui sont généralement inexistantes lorsque la structure des liens a été conçue.
- **Les cartes adaptatives** : elles représentent un réarrangement du contenu et de la structure des liens d'un site Web afin d'obtenir un effet d'adaptation.

2.3 Quelques systèmes hypermédias adaptatifs en EIAH

Après avoir présenté les bases sur lesquelles reposent la conception d'hypermédias adaptatifs, ainsi que les méthodes et les techniques utilisées, nous abordons quelques systèmes parmi les plus cités dans la littérature dans le domaine éducatif, basés sur les trois composantes : modèle de l'apprenant, modèle de domaine et modèle d'adaptation.

DCGTE (*Dynamic Course ware Generation with Teaching Expertise*) est un outil permettant de générer des ressources qui sont adaptées d'une part aux exigences et aux capacités de l'apprenant, et d'autre part à la progression de l'apprenant dans son acquisition de connaissances [256]. Il permet d'envisager des stratégies pédagogiques pour organiser le matériel délivré à l'apprenant. Son inconvénient majeur est qu'il reste centré sur le contenu et qu'il ne fournit pas des activités et des démarches [240].

Un autre système adaptatif nommé INSPIRE (*INtelligent System for Personalized Instruction in a Remote Environment*) permet de créer des cours d'une manière dynamique [257], en tenant compte des objectifs pédagogiques lors de la création du contenu pédagogique. L'adaptation reste centrée sur le contenu et la manière dont il est présenté. Après tout, les objectifs ne sont pas liés à des activités pour les réaliser, mais plutôt à des concepts et à des contenus [240].

METADYNE [46] génère des pages hypermédia, il se base sur les caractéristiques et les objectifs des étudiants dans un environnement d'apprentissage. Le modèle de l'apprenant dans ce système est composé du modèle comportemental et du modèle épistémique [258]. Il offre la possibilité de personnaliser la présentation du contenu et il prend en compte quelques aspects pédagogiques comme le niveau cognitif dans l'adaptation.

On peut citer aussi le système SERPOLET (Système d'enseignement et de Recyclage Par Ordinateur Liant Expertises et Technologies) [259]. Il permet de répondre aux demandes des utilisateurs individuels, puisqu'il repose principalement sur la génération des liens entre les activités d'apprentissage. Dans ce système, les stratégies d'adaptation sont encore assez faibles.

PIXED (Projet d'Intégration de l'eXpérience en Enseignement à Distance), proposé par Heraud et *al.* [260], est un environnement d'apprentissage qui propose aux étudiants de choisir un parcours dans l'hypermédia du cours (qui est constitué de documents hypermédiés). cet environnement permet la réutilisation et le partage de l'expérience concrète en utilisant le raisonnement à partir de cas, et aussi la réutilisation et le partage de représentation du cours. Pour l'adaptation du chemin, le système reste focalisé sur le modèle d'apprentissage de l'apprenant (buts d'apprentissage) sans tenir compte de ses préférences.

Inconvénients des hypermédiés adaptatifs

Dans un système d'apprentissage à distance, toute nouvelle information rajoutée par les apprenants ou les enseignants doit être utilisée immédiatement pour présenter de nouvelles connaissances. Cependant, dans une quantité de données en constante évolution, le problème de la surcharge cognitive persiste toujours [244]. Le domaine des **systèmes de recommandation** est un domaine d'application des hypermédiés adaptatifs qui permet de résoudre ces problèmes. Ce que nous avons abordé dans la section suivante.

3 Systèmes de recommandation en EIAH

Un système de recommandation (SR) est un système capable de fournir aux utilisateurs des suggestions (recommandations) des items les plus pertinents pour une utilisation particulière. Ils ont permis aux usagers de faire un choix parmi un grand nombre d'items [261]. Meyer [262] identifie quatre caractéristiques clés d'un SR :

- *Aide à la décision*, par la prédiction des scores des items pour un utilisateur donné.
- *Aide à la comparaison*, par le classement de la liste d'items d'une manière personnalisée pour un utilisateur donné.
- *Aide à la découverte*, par la proposition des items inconnus qui seront appréciés.
- *Aide à l'exploration*, en donnant des items similaires à un item cible donné.

L'objectif des SR est de permettre à l'utilisateur de réduire le temps de recherche d'information, de découvrir de nouveaux items, et d'améliorer l'expérience de l'utilisateur [263]. Nous abordons dans ce qui suit les différentes techniques de recommandations existantes, afin de parcourir brièvement quelques travaux qui impliquent le système de recommandation dans l'environnement d'apprentissage.

3.1 Techniques de recommandation

La manière classique est la plus courante de décrire et identifier les différents types de systèmes de recommandation, on trouve pour cela :

1. La recommandation par filtrage collaboratif (en anglais *collaborative filtering recommendation* CFR).
2. La recommandation basée sur le contenu (en anglais *content-based recommendation* CBR).
3. Les systèmes hybrides (combinaison de CFR et CBR).

Or, d'autres classifications des techniques de recommandation existent. Mark van Setten [264] classe les SR en techniques basées sur le social et sur l'information. Robin Burke [265] a proposé une classification très complète des techniques de recommandation actuellement utilisées, en mentionnant les données d'entrée et l'algorithme de chaque stratégie. Il énumère cinq types :

1. La recommandation par filtrage collaboratif ;
2. la recommandation basée sur le contenu ;
3. la recommandation démographique ;

4. la recommandation basée sur l'utilité ;
5. la recommandation basée sur les connaissances.

Le tableau 3.1 illustre les avantages et les inconvénients de ces différentes techniques de recommandation. Dans ce qui suit, nous décrivons d'une manière brève ces techniques.

Technique	Avantages	Inconvénients
Filtrage collaboratif	A. Connaissance du domaine non nécessaire. B. Adaptatif : la qualité s'améliore avec le temps. C. Prendre en compte les évaluations des items des autres utilisateurs.	I. Problème de démarrage à froid. J. Problème de mouton gris. K. La qualité de recommandation dépend d'un vaste ensemble de données historiques.
Basée sur le contenu	A. B. D. Recommandation indépendante des autres utilisateurs.	I. K. L. Problème de sérendipité.
Démographique	A. B.	I. J. K. ; M. Doit recueillir des informations démographiques.
Basée sur l'utilité	E. Pas de problème de démarrage à froid. F. Sensible aux changements de préférences. G. Peut inclure des caractéristiques non liées aux items.	N. L'utilisateur doit saisir la fonction d'utilité. O. La capacité de suggestion est statique (n'apprend pas).
Basée sur les connaissances	E. F. G. H. Il permet de faire le lien entre les besoins des utilisateurs et les items.	O. P. Ingénierie de la connaissance requise.

TABLE 3.1 – Avantages et inconvénients des différentes techniques de recommandation (tableau adapté de [265]).

3.1.1 Recommandation par filtrage collaboratif

Pour cela, on distingue le filtrage collaboratif utilisateur-utilisateur et le filtrage collaboratif item-item. La figure 3.2 illustre ce processus.

Le filtrage collaboratif utilisateur-utilisateur est basé sur le principe qui dit que les utilisateurs qui ont un intérêt pour les mêmes items et des évaluations similaires, auront des préférences similaires [267, 268]. Avec un comportement d'évaluation similaire, le système de recommandation est capable de prédire si un utilisateur pourrait être intéressé par un item non vu. L'avantage le plus important de ce type de filtrage est son indépendance vis-à-vis du domaine.

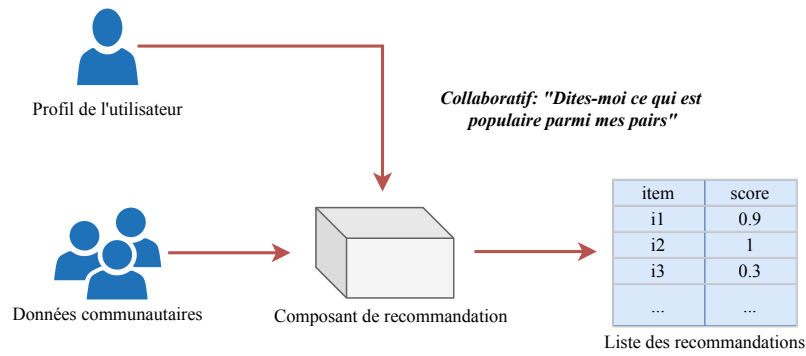


FIGURE 3.2 – Système de recommandation avec filtrage collaboratif (adaptée de [266])

Concernant le filtrage collaboratif item-item, les items évalués de la même manière sont susceptibles de partager des caractéristiques similaires et les utilisateurs qui aiment l'un d'entre eux devraient donc aimer les autres qui sont évalués de la même manière [269].

Le grand avantage de ces systèmes est qu'ils permettent de prendre en considération les évaluations des items par les autres utilisateurs. Pourtant, cette technique souffre de plusieurs inconvénients, principalement le problème de démarrage à froid, où la recommandation des items aux utilisateurs est établie avec des données insuffisantes. Aussi, le problème du mouton gris ou *Gray sheep*, qui fait référence aux utilisateurs ayant des préférences et des goûts uniques ce qui rend difficile l'élaboration de profils précis. [270]. Notons que la performance de ce système est en relation avec la quantité de données historiques [265].

3.1.2 Filtrage basé sur le contenu

Fondamentalement, les approches basées sur le contenu construisent un modèle des intérêts des utilisateurs sur la base des caractéristiques des items qu'ils ont évalué. Pour ce faire, le système analyse les descriptions des items déjà évalués, afin de trouver de bonnes correspondances entre le profil de l'utilisateur et les caractéristiques des items [261]. La figure 3.3 illustre ce processus.

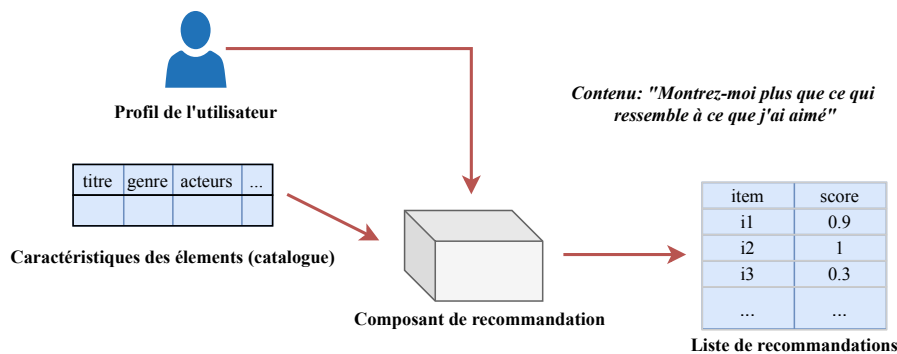


FIGURE 3.3 – Recommandation basée sur le contenu (adaptée de [266])

Cette technique présente des avantages par rapport au filtrage collaboratif telle que l'indépendance de l'utilisateur, car ces approches ne prennent que les évaluations de l'utilisateur actif pour construire le modèle. Elles permettent également de suggérer de nouveaux items créés qui n'ont pas encore été évalués [261]. Malgré ça, ces techniques ne permettent pas de trouver des éléments inattendus, parce qu'elles recommandent des items similaires à ceux qui ont été déjà évalués. C'est ce qu'on appelle le problème de sérendipité [271].

3.1.3 Formes particulières de recommandation basée sur le contenu

Les techniques suivantes sont appliquées dans des scénarios où les approches standards de recommandation basée sur le contenu ou celles du filtrage collaboratif ne peuvent pas être appliqués.

1. **Filtrage démographique** : Les systèmes basés sur la démographie sont capables de recommander des items en fonction des informations démographiques des utilisateurs comme l'âge, le sexe, la langue, etc. Il s'agit d'une méthode de personnalisation simple et efficace qui repose sur l'hypothèse que chaque classe démographique doit être recommandée différemment, par exemple, les sites web peuvent facilement adapter la langue d'affichage en fonction du pays ou de la langue de l'utilisateur. Les recommandations peuvent tenir compte de l'âge de l'utilisateur [261].
2. **Recommandation basée sur l'utilité** : Les systèmes de recommandation basés sur l'utilité font des suggestions en calculant l'utilité de chaque objet pour l'utilisateur. Bien entendu, le problème central est de créer une fonction d'utilité pour chaque utilisateur [272]. Le profil utilisateur est alors la fonction d'utilité que le système obtient de l'utilisateur. Une façon de procéder est de demander aux utilisateurs de remplir des formulaires [273].
3. **Recommandation basée sur les connaissances** : Afin de fournir des items à un utilisateur, la recommandation basée sur les connaissances consiste à collecter le maximum d'informations possibles sur cette personne [274]. En d'autres termes, ces systèmes s'appuient sur les connaissances explicites de l'assortiment d'items, des préférences de l'utilisateur et des critères de recommandation (c'est-à-dire quel item doit être recommandé dans quel cas). Ces systèmes sont bien adaptés aux domaines complexes dans le cas par exemple où les items ne sont pas achetés très souvent, tels que les appartements, les voitures, les services financiers, etc. Souvent, les SR basés sur les évaluations ne fonctionnent pas bien dans ces domaines en raison du faible nombre d'évaluations disponibles.

Dans ces domaines, les clients souhaitent spécifier explicitement leurs préférences, par

exemple, "le prix maximum de la voiture est X". Le SR doit tenir compte des contraintes, par exemple, seuls les services financiers qui prennent en charge la période d'investissement spécifiée par le client doivent être recommandés. La figure 3.4 illustre le processus de recommandation basée sur les connaissances.

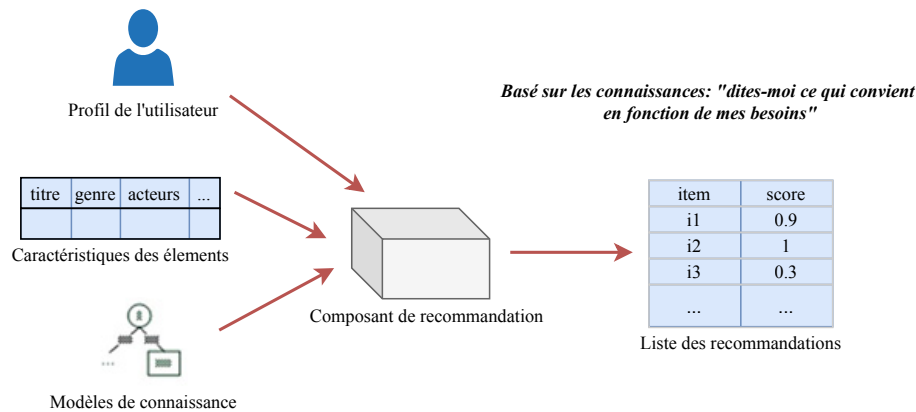


FIGURE 3.4 – Recommandation basée sur les connaissances (adaptée de [266])

3.1.4 Hybridation des différentes approches

Un système de recommandation hybride tente de combiner les points forts de deux ou plusieurs approches de recommandation différentes afin de tirer parti de leurs avantages complémentaires [275]. Plusieurs techniques permettent de combiner les principes fondamentaux et de créer un nouveau système hybride ont été proposées [276, 277].

3.2 Travaux connexes des systèmes de recommandation en EIAH

Au cours des deux dernières décennies, les techniques de recommandation ont été largement utilisées dans les EIAH afin de suggérer des activités et des ressources aux apprenants en fonction de leurs préférences et leurs caractéristiques.

Le filtrage collaboratif est utilisé dans plusieurs travaux [278, 279, 280, 281] pour recommander à un apprenant donné, les ressources hautement évaluées par d'autres apprenants qui sont similaires dans leurs préférences. Le système *Altered Vista* [282] utilise les évaluations des ressources d'apprentissage par les apprenants pour permettre de trouver d'autres apprenants qui partagent les mêmes intérêts de communication et de collaboration [44]. D'autres systèmes comme dans [279], utilisent les styles d'apprentissage selon le modèle de *Felder-Silvman* [283] pour recommander des ressources d'apprentissages aux apprenants ayant le même style.

Pour les approches basées sur le contenu, il est préférable d'utiliser les informations individuelles de l'apprenant et celles des items recommandés. Dans ce type d'approches, on peut

distinguer deux catégories [284, 285] : les techniques de raisonnement à base de cas (*case based reasoning* CBR), et les techniques à base d'attributs. Le CBR est une approche fondée sur l'expérience qui consiste à résoudre de nouveaux problèmes en adaptant des solutions précédemment réussies à des problèmes similaires [286]. Dans le fameux Pixed déjà mentionné, l'apprenant suit un parcours particulier pour résoudre un problème dans son apprentissage. D'autres, comme le travail de Funk et Conlan [287] permet d'adapter un parcours à partir des *feedbacks* de l'apprenant qui sont exploités implicitement et explicitement. D'autre part, les techniques à base d'attributs suggèrent des items en fonction de leur adéquation avec le profil de l'apprenant. Les attributs peuvent être pondérés en fonction de leur importance pour l'apprenant. La personnalisation du système de recommandation dans ce cas peut être contrôlée en modifiant le profil de l'apprenant ou les pondérations des attributs [288]. Ils peuvent utiliser des caractéristiques du profil de l'apprenant comme celles du profil cognitif, comportemental, émotionnel, de leurs préférences, etc. Dans le processus de recommandation des items, Yang et al. [289] emploient les colonies de fourmis pour trouver les objets d'apprentissage les plus appropriés aux connaissances et aux styles d'apprentissage de l'apprenant.

D'autres approches hybrident plus de techniques de recommandation afin de concevoir un système de recommandation qui peut mieux analyser le comportement des apprenants pour générer des recommandations. Imran et al. [290], proposent un SR nommé PLORS (*Personalized Learning Object Recommender System*) basé sur le filtrage collaboratif et les règles d'association qui prennent en considération les objets précédemment visités par les apprenants et ceux visités par d'autres apprenants ayant des profils similaires. Salhi et al. [291] proposent de combiner les attributs multidimensionnels des ressources (sujet, auteur, etc.), les évaluations des apprenants et l'ordre d'accès aux ressources pour permettre une recommandation hybride des ressources d'apprentissage.

4 Environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotions

Après avoir abordé dans les sections précédentes les différentes techniques d'adaptation y compris les systèmes de recommandations, nous présentons dans cette section les différentes études qui s'intéressent aux environnements d'apprentissage qui s'adaptent en prenant en compte l'aspect émotionnel de l'apprenant. Nous établissons, ensuite, une analyse comparative de ces travaux afin d'élaborer une synthèse.

4.1 Différents environnements adaptatifs à base d'émotion

Dans ce qui suit, la description des différents travaux qui s'intéressent aux environnements d'apprentissage qui s'adaptent aux émotions de l'apprenant. Nous parlons des sources d'informations utilisées pour la reconnaissance des émotions, comment les auteurs dans ces travaux ont modélisé l'émotion, et quelles recommandations sont suggérées aux apprenants.

4.1.1 Prime Climb, jeu éducatif de mathématiques

Conati et Maclaren [188] proposent un environnement d'apprentissage qui inclut un jeu éducatif de mathématiques. Cet environnement permet de détecter l'émotion de l'apprenant à partir d'un capteur EMG. Les émotions sont modélisées avec le modèle OOC (voir chapitre 2), plus d'autres informations sur la valence affective de l'apprenant. Cet environnement offre un agent pédagogique qui peut à la fois répondre aux demandes d'aides explicites de l'apprenant, et aussi fournir des conseils non sollicités lorsque l'apprenant semble qu'il n'apprend pas du jeu.

4.1.2 *Affective autotutor*, un STI multi-domaines

Autotutor [292] est un STI permet d'établir des interactions avec les apprenants en langage naturel par dialogues adaptatifs. D'Mello et Graesser proposent *affective Autotutor* [178] qui prend en considération l'aspect émotionnel de l'apprenant. Pour cela, ils reconnaissent l'émotion des apprenants (ennui, confusion, frustration et engagement) à partir de leurs expressions faciales, leurs gestes du corps et les fichiers *logs* des conversations tuteur-apprenant.

Affective AutoTutor répond avec des *feedbacks* sur la réponse actuelle de l'apprenant sous forme de phrases prédéfinies, comme " Bon travail " et " Bien fait " qui sont des exemples de *feedback* positif, tandis que " Ce n'est pas bien " et " Vous êtes sur la mauvaise voie " comme exemples de *feedback* négatif. Chaque *feedback* est accompagné d'une expression émotionnelle faciale et vocale correspondante de l'agent tuteur, par exemple, un *feedback* positif est délivré avec une expression d'approbation (grand sourire et grand hochement de tête), et un *feedback* négatif est délivré avec une expression de désapprobation (léger froncement de sourcils et secouement de tête).

4.1.3 Environnement d'apprentissage pour apprendre les fractions

Grawemeyer et *al.* [186] ont fait une étude sur l'impact de différents types de *feedback* sur les états émotionnels des apprenants. Les émotions de ces derniers sont reconnues à partir

des expressions faciales et la parole. Ils ont conclu qu'il est important de fournir des *feedbacks* adaptés à l'état émotionnel afin d'aider les apprenants à passer à des états émotionnels plus positifs, par exemple, lorsque les apprenants sont confus, des *feedbacks* instructifs spécifiques semblent être efficaces pour les aider à retrouver leur flux. Les *feedbacks* décrits dans cette étude sont :

- *Feedback de motivation*, pour aider à renforcer la motivation des apprenants à résoudre une tâche d'apprentissage particulière, par exemple : "Vous travaillez très dur ! Continuez!".
- *Feedback instructif*, en donnant des instructions détaillées sur la sous-tâche ou l'action à effectuer pour résoudre la tâche, par exemple : "Utilisez la boîte de comparaison pour comparer vos fractions".
- *Feedback sur la résolution des problèmes*, en fournissant des conseils spécifiques pour aider les apprenants à identifier eux-mêmes l'étape suivante, par exemple : "Si vous additionnez des fractions, elles doivent d'abord avoir les mêmes dénominateurs".
- *Feedback pour la réflexion sur la réalisation de la tâche*, afin de permettre de répondre aux incompréhensions des apprenants, par exemple : "Que remarques-tu sur les deux fractions?".
- *Feedback d'invitation à parler à haute voix*, où plusieurs recherches ont montré les avantages de la verbalisation pour l'apprentissage, par exemple : "N'oubliez pas de parler à haute voix, à quoi pensez-vous?".
- *Feedback d'invitation à utiliser un vocabulaire mathématique spécifique*, pour encourager les apprenants à utiliser ce vocabulaire, par exemple : "Pouvez-vous expliquer cela à nouveau en utilisant les termes dénominateur, numérateur?".

4.1.4 ITSPOKE, un STI par dialogue pour étudier la physique

Litamn et Forbes-Riley évaluent un STI par dialogue parlé nommé ITSPOKE (Intelligent Tutoring SPOKE n dialog system) [187] qui s'adapte en temps réel aux émotions de l'apprenant tels que le désengagement et l'incertitude. Selon les auteurs, les apprenants qui reçoivent plus d'adaptations envers le désengagement ont une augmentation significative de leurs motivations. L'émotion est détectée à partir de la parole des réponses des apprenants. Pour s'adapter, le système recommande des *feedbacks* sous forme de messages et aussi des tâches à réaliser.

4.1.5 CoMoLE, un système d'apprentissage mobile adaptatif

Rodriguez et *al.* [179] ont présenté l'intégration de la détection et de la gestion des émotions dans un système d'apprentissage en ligne mobile adaptatif CoMoLE (*Context-based adaptive mobile learning environments*). D'après les auteurs, l'incorporation des émotions à ce type de systèmes permet la recommandation dynamique d'activités et l'adaptation du contenu en conséquence. Le système permet de recommander des activités individuelles ou collaboratives à réaliser par chaque apprenant ou groupe d'apprenants en fonction de leurs besoins, leurs actions précédentes, leurs préférences ou du contexte à chaque moment (lieu, temps disponible et dispositif). Les auteurs proposent aussi d'adapter les *feedbacks* d'évaluation donnés automatiquement à chaque apprenant. L'objectif principal de cette approche est d'améliorer le processus d'apprentissage et d'augmenter l'engagement des étudiants de manière dynamique.

Dans le contexte de l'apprentissage collaboratif assisté par ordinateur ACAO, la reconnaissance des émotions des apprenants peut améliorer les possibilités d'adaptation, car le moment auquel l'activité est proposée (par rapport au calendrier du cours) peut varier pour différents groupes en fonction de l'état émotionnel du groupe. De plus, dans le cas où un groupe est très démotivé (il manifeste des émotions négatives), le système pourrait effectuer des actions motivantes spécifiques pour essayer d'encourager le groupe. On note que les auteurs proposent de détecter les émotions de la joie, de la colère, de la tristesse et de la peur transmises par les apprenants dans leurs essais.

4.1.6 Plateforme d'apprendre la programmation de Shanghai

Shen et *al.* [133] proposent une nouvelle approche intéressante pour recommander aux apprenants des ressources à base de l'état émotionnel. Ils ont intégré ce système dans la plateforme d'apprentissage en ligne de l'université de Shanghai pour étudier la programmation. Ils impliquent pour cela, un système de reconnaissance des émotions multimodales en combinant les données de plusieurs capteurs physiologiques (EDA, EEG, EVP, fréquence cardiaque) afin de détecter une des quatre émotions : l'engagement, la confusion, l'ennui et l'espoir. Le prototype de recommandation proposé permet de suggérer des ressources (contenus pédagogiques, exemples, musiques et vidéos) aux apprenants en fonction de l'état émotionnel détecté, son évolution et les objectifs d'apprentissage. Ce SR est à base de connaissances, il utilise des connaissances explicites pour fournir les recommandations, pour cela, les auteurs ont élaboré quatre règles qui sont :

- **1^{ère} règle** : Si l'émotion est l'engagement, fournir un contenu en fonction de la progression

de l'apprentissage et l'objectif du sujet.

- **2^{ème} règle** : Si l'émotion est la confusion, fournir des exemples ou des études de cas pour les connaissances actuelles.
- **3^{ème} règle** : Si l'émotion est l'ennui, fournir des vidéos/musiques selon les préférences du sujet pour apaiser la tension.
- **4^{ème} règle** : Si l'émotion est l'espoir, fournir des musiques selon les préférences du sujet afin de favoriser la médiation.

4.1.7 MERLOT, une plateforme d'apprentissage social

Karampiperis et *al.* [180] décrivent un système de recommandation par filtrage collaboratif intégré dans une plateforme d'apprentissage social pour suggérer des ressources pédagogiques aux apprenants. La recommandation est basée sur les évaluations des apprenants des contenus des ressources calculés à partir des qualifications de l'utilisateur des ressources et à partir des commentaires laissés par ces apprenants. Pour l'extraction des évaluations à partir des commentaires, ils appliquent des techniques d'analyse des sentiments, plus la valeur prédite est proche de 1, plus l'apprenant sens positivement ces ressources.

4.1.8 Architecture d'un environnement d'apprentissage *Cloud* pour la recommandation à base d'émotions

Leony et *al.* [293] présentent une architecture d'un environnement d'apprentissage qui permet de recommander des éléments d'apprentissage comme les ressources, les activités, les utilisateurs (apprenants, enseignants) et les *feedbacks* à partir des états émotionnels de l'apprenant pour l'aider en cas de blocage. L'architecture de ce système comporte deux couches : la couche client et la couche service. La couche client présente toutes les interactions du système avec les apprenants et les enseignants. Le service de stockage et celui de la recommandation à base d'émotions sont mis en oeuvre dans la couche service. Le service de recommandation montre que les états émotionnels générés par l'apprenant, ses activités et leurs contenus et d'autres informations dans le profil de l'apprenant sont utilisés pour fournir les différentes recommandations. Ce travail ne montrent pas comment appliquer les méthodes de recommandation pour créer des suggestions aux apprenants, au lieu de cela, ils expliquent seulement le concept général derrière leur emploi.

4.1.9 EMASPEL, un framework d'apprentissage en ligne

Neji et *al.* [294] abordent le problème de recommandation à base d'émotion d'une autre manière par la proposition d'une architecture d'un système de recherche d'information (en anglais, *Information Retrieval System IRS*)³. D'après les auteurs, le but de l'approche est de trouver les documents qui conviennent le mieux au besoin spécifique de l'utilisateur, pour cela, le système adapte les requêtes de recherche par des mots-clés et par des indicateurs contenus dans le profil de l'utilisateur comme l'état émotionnel (joie à la colère ou à l'anxiété), le type de motivation, l'historique de navigation, les différentes préférences et les connaissances.

4.1.10 EMOREC, un environnement d'apprentissage en ligne

Kouahla et *al.* [24] proposent un système qui génère des recommandations psychologiques (exercice de relaxation et contact du tuteur) et pédagogiques (ressources de différents styles d'apprentissage) selon les états émotionnels de l'apprenant lors de son apprentissage. L'émotion est reconnue par la combinaison des résultats de deux modules : le système de reconnaissance des expressions faciales et celui de reconnaissance des émotions à partir de la parole. Il faut noter que le générateur de recommandation se déclenche par rapport aux positivité et négativité des émotions prédites par ces deux modules. La figure 3.5 illustre l'architecture générale de ce système.

4.1.11 dotLRN, une plateforme d'apprentissage en ligne

Santos et *al.* [177] suggèrent une méthodologie pour susciter des recommandations éducatives émotionnelles. En fin de compte, leur approche ne fournit pas de recommandations d'une manière automatique mais des recommandations déclenchées manuellement avec la méthode TORMES (*Tutor-Oriented Recommendations Modelling for Educational Systems*)[295]. Cette dernière va permettre d'impliquer les apprenants dans le processus de conception de ces recommandations grâce aux méthodes de conceptions centrées sur l'utilisateur et aux méthodes de *Data Mining*, pour cela, les auteurs ont proposé des règles pour la livraison des recommandations en tenant compte de (1) la nature des tâches, (2) les informations sur les *feedbacks* formatifs et affectifs du système, (3) les indicateurs d'états émotionnels obtenus à partir de l'analyse des données recueillies des entretiens, des questionnaires, des expressions faciales, de certains mouvements corporels, etc.

Les textes recommandés aux apprenants sont les suivants : **Texte-A** : "Certains des exercices

3. Un système pour suivre et récupérer des informations spécifiques à partir de données stockées.

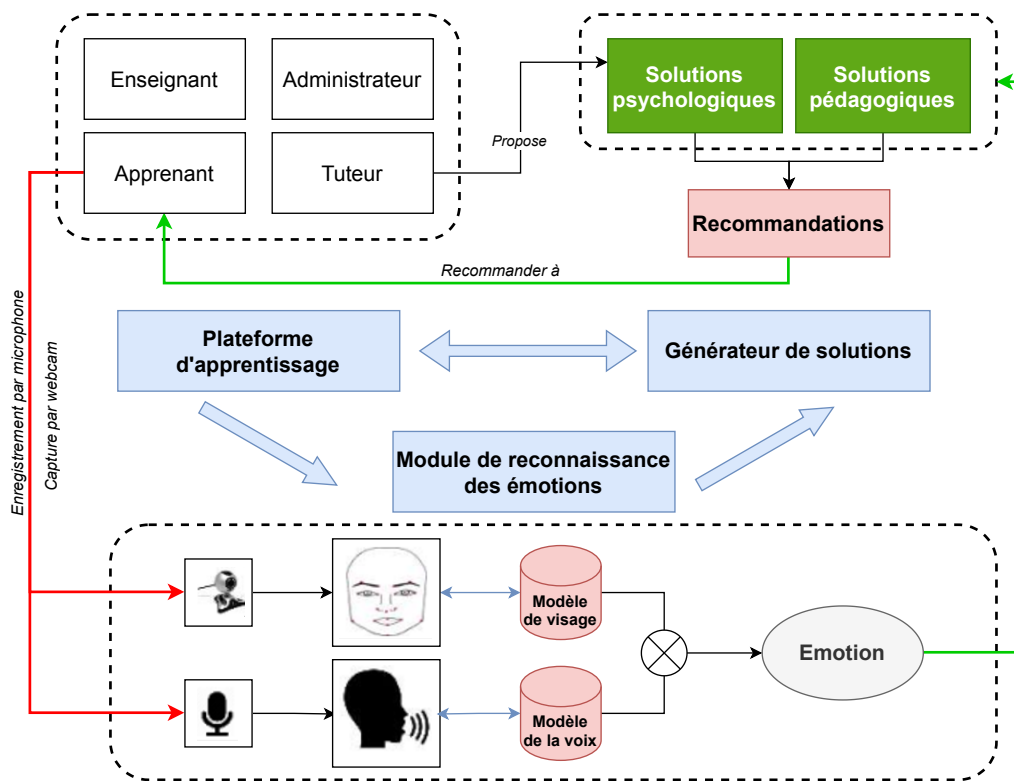


FIGURE 3.5 – Architecture générale du système proposé par Kouahla et al. [24]

peuvent être un peu confus. Vous devez donc lire le libellé en détail", **Texte-B** : "Prenez votre temps et lisez les différentes options alternatives en détail pour résoudre l'exercice", **Texte-C** : "La concentration est très importante pour résoudre les tâches mathématiques, si tu te concentres sur le libellé et les options, tu le résoudras", **Texte-D** : "Ne vous inquiétez pas des résultats obtenus jusqu'à présent, le plus important est de rester motivé pour essayer de résoudre les prochaines tâches du mieux que tu peux", **Texte-E** : "Nous apprenons de nos erreurs, ainsi, si vous passez en revue les questions dans lesquelles vous avez échoué, cela vous aidera à faire mieux la prochaine fois". Ces textes sont livrés selon les règles de recommandation suivantes :

- **Règle 1** : S'il y a 2 mauvaises réponses consécutives, délivrez le Texte-A.
- **Règle 2** : Si le visage de l'apprenant montre une confusion à la lecture du libellé d'un exercice, délivrez le Texte-A.
- **Règle 3** : Si l'apprenant n'arrive pas à décider quelle option choisir et passe de l'une à l'autre, délivrez le Texte-B.
- **Règle 4** : Si l'apprenant répond au hasard et il est pressé, délivrez le Texte-B.
- **Règle 5** : Si l'apprenant est distrait, regarde ailleurs que sur l'écran, donnez le Texte-C.
- **Règle 6** : Si l'apprenant augmente le rythme des mouvements de son visage et de son corps, donnez le texte C.

- **Règle 7** : Si l'apprenant fait preuve de honte et sourit nerveusement lorsque le système lui signale qu'il a donné une mauvaise réponse, délivrez le Texte-D.
- **Règle 8** : Si l'apprenant écrit dans le rapport émotionnel qu'il s'est senti nerveux, anxieux ou honteux, délivrez le Texte-D.
- **Règle 9** : Si l'apprenant ne lit pas le message de *feedback* concernant la bonne réponse et passe à l'exercice suivant, livrez le Texte-E.
- **Règle 10** : Si l'apprenant écrit dans son rapport émotionnel qu'il n'aime pas les maths, livrez le Texte-E.

4.2 Synthèse des travaux et discussion

Le tableau 3.2 compare les différents travaux sur les environnements d'apprentissage adaptatifs à base d'émotion. Les informations suivantes sont incluses dans ce tableau pour chaque travail analysé (en plus des références bibliographiques) : a) la proposition seulement d'une architecture sans implémentation de l'approche, b) le type de l'environnement, 3) la ou les sources utilisées pour extraire les informations émotionnelles, d) les étiquettes émotionnelles utilisées, e) la technique de recommandation employée si elle est spécifiée, f) la ou les natures de recommandations fournies, et g) les recommandations appliquées afin d'aider l'apprenant en cas de difficulté et lui fournir un soutien émotionnel. On peut résumer dans les points suivants notre synthèse :

1. Types d'environnements d'apprentissage

D'un coup d'oeil rapide, on peut révéler la diversité des environnements d'apprentissage. On peut les classer en environnements d'apprentissage par jeu [188], système tutoriel intelligent STI [172, 178, 187], environnements d'apprentissage social [180], et environnements d'apprentissage non spécifiés [186, 179, 133, 293, 294, 24, 177].

2. Manque des systèmes d'adaptation implémentés

Les environnements adaptatifs basés sur les émotions ne sont encore qu'à leurs balbutiements, car peu de travaux traitent ce sujet. Selon notre évaluation exhaustive de la littérature, qui révèle qu'il y a encore beaucoup de chemin à parcourir dans ce domaine. La majorité de ces travaux ont expliqué l'architecture, les concepts de base et les problèmes rencontrés dans l'adaptation basée sur l'émotion, malgré ça, quelques travaux seulement [180, 24, 178] ont implémenté l'approche. Seules [180, 24] ont décrit en détail la stratégie de recommandation.

Référence	Système implémenté	Type d'environnement	Sources d'informations	Modèles d'émotions	Technique de recomm.	Nature(s) de recomm.	Recomm.'s suggérées
Conati et Maclaren, 2009 [188]	Non	Prime Climb, jeu éducatif de mathématiques	EMG	Modèle OCC (Joie, Détresse, Fierté, Honte, Admiration et Reproche) + la valence	Basée sur les connaissances	Soutien émotionnel	Conseils
D'Mello et Graesser, 2013 [178]	Oui	<i>Affective AutoTutor, un STI multi-domaines</i>	Gestes du corps <i>Logs</i> (conversations), expressions faciales	Ennui, Confusion, Frustration, Engagement	Basée sur les connaissances	Soutien émotionnel	<i>Feedbacks</i> émotionnels + synthèse des expressions émotionnelles de l'agent
Grawemeyer et al., 2015 [186]	Non	Environnement d'apprentissage pour apprendre les fractions	Parole, expressions faciales	Flux, Surprise, Confusion, Frustration, Ennui	Non spécifiée	Soutien émotionnel	Feedbacks (instructions détaillées, conseils), y compris des messages de motivation.
Litman et Forbes-Riley, 2014 [187]	Non	ITSPOKE, un STI par dialogue pour étudier la physique	Parole	Désengagement Incertitude	Non spécifiée	-Soutien émotionnel -Contenu pédagogique	Messages et tâches à réaliser

Référence	Système implémenté	Type d'environnement	Sources d'informations	Modèle d'émotions	Technique de recomm.	Nature(s) de recomm.	Recomm.'s suggérées
Rodriguez et al., 2014 [179]	Non	CoMoLE, un système d'apprentissage mobile adaptatif	Essais	Joie, Colère, Tristesse, Peur	Non spécifiée	-Soutien émotionnel -Contenu pédagogique	Activités individuelles ou collaboratives, <i>feedbacks</i>
Shen et al. 2009 [133]	Non	Environnement d'apprentissage pour étudier la programmation	EDA, EEG, EVP, fréquence cardiaque	Engagement, Confusion, Ennui, Espoir	Basée sur les connaissances	-Soutien émotionnel -Contenu pédagogique	Contenus, des exemples, des musiques et des vidéos
Karampiperis et al. 2014 [180]	Oui	MERLOT, une plateforme d'apprentissage social	Commentaires (Texte)	Positive et Négative (entre 0 et 1)	Filtrage collaboratif	Contenu pédagogique	Ressources pédagogiques
Leony et al. 2013 [293]	Non	<i>Environnement d'apprentissage Cloud</i>	Non spécifiées	Bonheur, Frustration, Surprise (entre 0 et 1)	Hybride (basée sur les connaissances et filtrage collaboratif)	-Contenu pédagogique -Soutien émotionnel -Utilisateurs	Ressources et activités pédagogiques, des apprenants, des enseignants, des feedbacks

Référence	Système implémenté	Type d'environnement	Sources d'informations	Modèle d'émotions	Technique de recomm.	Nature(s) de recomm.	Recomm.'s suggérées
Neji et <i>al.</i> 2011 [294]	Non	EMASPEL, un framework d'apprentissage en ligne	Non spécifiées	Joie, Colère, Anxiété	Système de recherche d'information, similaire au SR basé sur le contenu	Contenu pédagogique	Documents
Kouahla et <i>al.</i> 2022 [24]	Oui	EMOREC, un Environnement d'apprentissage en ligne	Expressions faciales, parole	Joie, Colère, Tristesse, Neutre, Peur, Dégoût, Surprise	Basée sur les connaissances	-Soutien émotionnel -Contenu pédagogique -Utilisateurs	Ressources avec différents styles d'apprentissage, exercice de relaxation, contact de tuteur
Santos et <i>al.</i> 2014 [177]	Non	dotLRN, une plateforme d'apprentissage en ligne	Expressions faciales, gestes, du corps, questionnaires	Confusion, Honte, Anxiété, Nervosité	Basée sur les connaissances	Soutien émotionnel	Conseils (sous forme de textes)

TABLE 3.2 – Comparaison des approches d'adaptation à base d'émotion dans les environnements d'apprentissage

3. Divergence des défis abordés

On remarque aussi que ces recherches se concentrent sur des sujets variés, bien que l'objectif final soit le même (fournir un soutien émotionnel personnalisé pour aider l'apprenant), certains articles se focalisent sur l'amélioration de la reconnaissance des émotions des apprenants [188, 133, 172], d'autres évitent les défis de la reconnaissance des émotions en se concentrant sur l'amélioration des *feedbacks* émotionnels [177, 178], ou la recommandation des ressources [187, 24, 180]. Pour le travail de Leony et *al.* [293], les auteurs ont pensé de mettre à disposition des services dans le *cloud*.

4. Sources d'informations

Les sources d'informations émotionnelles sont diverses. 1) Les caméras pour la reconnaissance des expressions faciales [178, 186, 24, 177] et des gestes du corps [178]; 2) les caractéristiques de la parole [186, 187, 24]; 3) les textes [179, 180], les questionnaires [177] et les fichiers *logs* [178]; 4) les informations comportementales comme les mouvements de la souris et les frappes du clavier [178]; 5) et les signaux physiologiques tels que l'EDA [133], l'EVP [133], la fréquence cardiaque [133], l'EMG [188] et l'EEG [133]. Pourtant, il existe des travaux qui ne révèlent pas les sources de reconnaissance de l'émotion [294, 293]. Les sources que Les chercheurs ont exploitées dans leurs études sont soit une seule source [188, 187, 179, 180] ou la combinaisons de plusieurs sources [178, 186, 133, 294, 24, 177]. Pour qu'ils utilisent des approches de reconnaissance multimodales, on distingue trois cas :

1. **Des approches multimodales qui traitent chaque source séparément** : comme dans les travaux [177, 133, 24, 178]. Kouahla et *al.* reconnaissent l'émotion à partir des expressions faciales, ensuite, ils valident l'émotion prédite à la fin de la session d'apprentissage avec celle prédite à partir de la parole de l'apprenant, afin de générer des recommandations. D'Mello et Graesser [178] utilisent un algorithme de fusion au niveau décisionnel par la sélection d'un état émotionnel avec un degré de confiance de la détection. Cet algorithme s'appuie sur une règle de vote enrichie de quelques heuristiques simples.
2. **Des approches multimodales très simples** : comme dans [294], l'état émotionnel final est identifié par la combinaison de quatre paramètres qui représentent l'état émotionnel détecté à partir des gestes du corps, des expressions faciales, de la parole et des capteurs physiologiques. Ensuite, assigner un poids à chaque paramètre selon son importance [294].
3. **Des approches multimodales inconnues** : comme dans [186], l'architecture proposée n'aborde pas comment fusionner les différentes sources d'informations.

D'un point de vue technologique, plusieurs questions restent ouvertes concernant la collecte de données de manière non intrusive et le traitement (avec des techniques de Big Data) des flux multimodaux de données émotionnelles [296].

5. Modélisation de l'émotion

Plusieurs recherches [186, 177] montrent que l'étiquetage émotionnel peut être effectué par des chercheurs en enregistrant l'affichage de l'écran des apprenants et leurs voix. D'autres [180, 178, 24], entraînent leur propre modèle de reconnaissance qui permet de prédire automatiquement l'émotion, cependant, les restes des travaux [188, 187, 179, 293, 294] n'ont pas spécifié comment ils ont effectué l'étiquetage émotionnel. Dans la plupart des cas, les chercheurs ont modélisé l'émotion par un ensemble de catégories prédéfinies (modélisation catégorielle), où les plus utilisées sont la confusion, la frustration, la joie, l'ennui, l'anxiété, la surprise. Pourtant, Conati et Maclaren [188] appliquent une modélisation dimensionnelle en terme de valence.

6. Natures de recommandation

Les natures de recommandations à base d'émotion trouvées dans les articles examinés sont également assez diversifiées, certains se concentrent sur le soutien émotionnel, d'autres sur le contenu pédagogiques et d'autres encore sur la recommandation des apprenants et des enseignants [111].

1. **Soutien émotionnel** : le but ici ce n'est pas de recommander des ressources d'apprentissage, mais de donner un soutien émotionnel. Il vise à régulariser les émotions pendant le processus d'apprentissage, ce qui le rend plus efficace. Ce soutien est souvent délivré sous forme de *feedbacks* contenant des conseils [188, 187, 177, 186], des instructions [186], des messages de motivation [187, 186] et exercice de relaxation [24]. Parfois, il est accompagné des expressions faciales et vocales générées par un agent comme dans [178]. Shen et *al.* [133] soutiennent les apprenants en délivrant des ressources comme les musiques et les vidéos.
2. **Recommandation du contenu pédagogique** : elle maintient les apprenants engagés dans le processus d'apprentissage puisqu'elle leur fournit un contenu personnalisé. En outre, cette forme de recommandation crée des expériences d'apprentissage positives [111]. Elle peut inclure les ressources d'apprentissage [133, 180, 293, 294, 24], les activités [187, 179], les cas d'utilisation [133], etc.
3. **Recommandation des utilisateurs** : en suggérant des apprenants [293], des enseignants

[293] et des tuteurs [24] qui peuvent aider l'apprenant s'il est bloqué. Il est très utile de recevoir, dans ce cas, de l'aide d'une autre personne qui possède l'expertise nécessaire sur le sujet, car cela va permettre de compenser les émotions négatives générées par le blocage et par conséquent accélère considérablement le processus d'apprentissage [111].

Concernant la recommandation des ressources, c'est une tâche difficile car les émotions sont très volatiles et changent beaucoup [297], même pendant l'interaction avec une ressource, l'apprenant peut générer plusieurs émotions, pour cela, les travaux comme [133, 178] ont proposé de recommander des contenus et des soutiens émotionnels, en prenant compte l'émotion actuelle, par exemple, dans [133], si l'émotion de l'apprenant est l'ennui, la bonne méthode selon les auteurs consiste à proposer instantanément des vidéos et des musiques adaptées aux préférences de l'apprenant. Cette orientation nous mène à analyser les émotions de l'apprenant fréquemment, une autre orientation comme dans [24] permet de livrer les recommandations à la fin de la session d'apprentissage.

7. Techniques de recommandation

Dans la littérature, les techniques de recommandation connues (basées sur le contenu, basées sur les connaissances et le filtrage collaboratif) sont utilisées dans les systèmes d'adaptation basés sur les émotions.

1. **Recommandation basée sur le contenu** : une métrique de similarité émotionnelle entre le contenu des ressources d'apprentissage et les émotions peut être développée en utilisant les caractéristiques émotionnelles du contenu. Il peut également être utile de comparer les ressources en fonction de leur ressemblance avec leurs anciens favoris ou de leur efficacité lorsque l'étudiant éprouve une émotion similaire, cela suppose que l'étudiant souhaite des cours dont le matériel est comparable à celui qu'il a apprécié précédemment. On peut également utiliser les similarités entre les contenus, en considérant les ressources d'apprentissage les plus liées à celles que l'utilisateur a aimées, ou celles auxquelles l'utilisateur a donné une meilleure évaluation lorsqu'il ressentait la même émotion actuelle [111].
2. **Recommandation par filtrage collaboratif** : la similarité émotionnelle entre les utilisateurs peut être utilisée pour construire un système de recommandation des ressources d'apprentissage à base d'émotions, comme dans le travail de Karampiperis et *al.* [180]. Cette similarité peut être mesurée par exemple, en calculant la similarité des états émotionnels de deux utilisateurs interagissant avec les mêmes ressources.
3. **Recommandation basée sur les connaissances** : c'est la technique la plus utilisée par

plusieurs études [188, 178, 133, 24, 177] pour délivrer des ressources et des *feedbacks*. Cette technique peut être utilisée en définissant des règles de recommandation pour des états émotionnels spécifiques, comme dans [133], quatre règles sont définies (voir section 4.1.6) et dix règles dans le travail de Santos et *al.* (voir section 4.1.11). D'après Salazar et *al.*, [111], ces règles sont basées sur le principe que chaque émotion x va fournir une solution y qui aura la conséquence y sur l'apprenant pour améliorer son processus d'apprentissage.

4. **Recommandation hybride** : le travail de Leony et *al.* [293] ne montrent pas comment appliquer les méthodes de recommandation pour créer des suggestions aux apprenants, au lieu de cela, ils expliquent seulement le concept général derrière leur emploi [111]. Ils n'utilisent pas une technique de recommandation hybride, mais ils appliquent dans certains cas d'utilisation le filtrage collaboratif et dans d'autres une stratégie basée sur les connaissances. Pour les autres travaux abordés, il n'y a pas d'hybridation de ces deux techniques.

8. Autres remarques

Un autre point très important mentionné par Salazar et *al.* [111], c'est que le module de reconnaissance des émotions est séparé du module de recommandation dans toutes les architectures proposées. Aucun ne combine les informations émotionnelles avec le processus de génération de recommandations. Au contraire, les informations émotionnelles sont extraites au préalable et utilisées comme données d'entrée pour générer des recommandations à base d'émotions [111, 182].

Enfin, d'après les articles analysés, il est clair que plusieurs questions ne sont pas abordées dans la littérature à savoir les styles d'apprentissage qui influencent d'une manière ou d'une autre l'état émotionnel de l'apprenant, pourtant ces deux termes (émotion, style d'apprentissage) sont pris en considération dans le même système dans les études de [298, 299]. En outre, dans le travail [24], les auteurs en tiennent compte d'une manière superficielle. Un autre défi qui n'a pas été relevé est celui de l'émotion dans les environnements d'apprentissage collaboratif où l'apprenant n'apprend pas forcément seul. Les environnements d'apprentissage adaptatif qui en résulte devrait aussi fournir un soutien personnalisé complet aux apprenants, en considérant l'aspect cognitif, comportemental et émotionnel de l'apprenant.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons touché en premier lieu, les différentes techniques et approches d'adaptation de Brusilovsky qui sont utilisées pour adapter les liens et les contenus dans les environnements d'apprentissage, ensuite, les différents techniques de recommandation qui peuvent être appliquées dans les environnements adaptatifs pour suggérer les différentes ressources, activités, *feedbacks* adaptés aux différentes caractéristiques du profil de l'apprenant. Parmi ces informations qui ont de l'importance dans le système de recommandation, les émotions générées durant l'apprentissage de l'apprenant et qui ont une nature volatile. Ces émotions peuvent avoir une influence sur les processus cognitifs et donc sur le processus d'apprentissage, c'est pour cela, nous passons en revue les différents travaux des environnements d'apprentissage adaptatifs qui prennent en compte les émotions de l'apprenant.

Nous avons constaté un manque de recherches dans ce contexte. La majorité des travaux appliquent une technique de recommandation basée sur les connaissances, principalement avec des règles de recommandation simples et qui peut aider à résoudre les problèmes inhérents aux systèmes de recommandation, comme le problème du démarrage à froid [111]. Aucun travail ne fusionne diverses techniques de recommandation, et une seule publication emploie deux techniques de recommandation, mais elle les utilise séparément [293]. Également, ce qui est remarquable c'est que, la majorité des travaux proposent des systèmes qui recommandent des soutiens émotionnels sous forme de *feedbacks* (conseil, messages, etc.), peu de travaux suggèrent des contenus basés sur les informations émotionnelles, la même chose pour les recommandations des enseignants, apprenants et tuteurs qui peuvent être importantes pour aider l'apprenant. Beaucoup d'autres défis sont importants en relation avec l'émotion de l'apprenant comme 1) la technique utilisée pour la reconnaissance automatique des émotions, 2) à quels moments ?, 3) les sources d'informations (une seule ou multimodales), 4) et comment elles sont modélisées ?. C'est problèmes n'ont pas eu des réponses claire dans la littérature.

Dans notre approche d'adaptation à base d'émotion, nous présentons une architecture d'un système de recommandation basé sur le contenu qui va permettre de suggérer plusieurs natures de recommandation à savoir des soutiens émotionnels, des ressources d'apprentissage, des activités et même des utilisateurs. Nous prenons en considération plusieurs informations (y compris les informations émotionnelles) qui sont celles incluses dans le profil cognitif et comportemental et aussi les préférences de l'apprenant. Notre système sera intégré dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif.

La performance de notre système de recommandation dépend directement de la performance

du système de reconnaissance de l'émotion et comment ces informations émotionnelles seront présentées dans le profil de l'apprenant. Dans le chapitre suivant, nous proposons une nouvelle approche de reconnaissance des émotions à partir d'une seule source qui est les expressions faciales.

Deuxième partie

Conception, mise en oeuvre et
résultats expérimentaux

Chapitre 4

Nouvelle approche de modélisation de l'émotion de l'apprenant dans les EIAH

Contenu du chapitre

1	Introduction	81
2	Première problématique de recherche	82
3	Contributions	83
4	Système de reconnaissance des expressions faciales	84
4.1	Détection du visage et prétraitements	84
4.2	Extraction des caractéristiques avec les filtres de Gabor	87
4.3	Sélection des caractéristiques et classification	90
4.4	Optimisation des paramètres de SVM et la sélection des caractéristiques avec l'algorithme génétique	90
5	Modélisation de l'émotion de l'apprenant	96
5.1	Processus de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant	96
5.2	Extraction des probabilités de positivité et de négativité des émotions	97
5.3	Calcul du degré émotionnel de positivité	99
6	Conclusion	100

1 Introduction

Le deuxième chapitre de notre thèse a été consacré aux émotions dans le domaine de l'apprentissage et leur impacts (motivationnel, psychologique, social et cognitif) sur l'apprenant, les différents modèles de représentation et les sources d'informations que les chercheurs ont

employés. Dans ce chapitre, nous apportons nos contributions concernant la proposition d'un système qui va permettre la reconnaissance des émotions à partir d'une seule source qui est **les expressions faciales** des apprenants, durant l'utilisation des différentes activités. Les informations émotionnelles générées par ce système de REF seront exploitées pour la proposition d'une nouvelle modélisation de l'émotion de l'apprenant, qui sera intégrée dans notre environnement d'apprentissage social et collaboratif pour l'adaptation des différentes ressources afin d'aider et motiver l'apprenant.

Nous commençons ce chapitre par la description de notre première problématique de recherche, nos objectifs et nos contributions. Ensuite, nous décrivons en détails les étapes du processus de REF proposé qui s'appuie sur les filtres de Gabor pour l'extraction des caractéristiques et le SVM pour la prédiction des EF. Afin de rendre ce système plus efficace, nous présentons un algorithme génétique qui va permettre d'optimiser les caractéristique et les hyperparamètres du classifieur SVM. Enfin, nous modélisons l'émotion de l'apprenant en proposant de mettre à jour son profil émotionnel par l'état émotionnel maximal et le degré émotionnel de positivité après chaque activité pédagogique.

2 Première problématique de recherche

Les émotions jouent un rôle crucial dans l'apprentissage, selon plusieurs recherches menées dans divers domaines, notamment les neurosciences, l'éducation et la psychologie [300, 301, 302]. Les émotions négatives des apprenants ont des effets négatifs sur leurs comportements, leurs attentions, leurs motivations et enfin sur les résultats du processus d'apprentissage, c'est à dire que les émotions positives seraient utiles pour le processus d'apprentissage [73, 303]. D'autre part, les expressions faciales sont considérées comme un indicateur des sentiments, permettant d'exprimer l'état émotionnel de la personne [304, 305] et de reconnaître immédiatement l'émotion de la personne [306]. Les informations relatives aux expressions faciales sont souvent utilisées dans les systèmes de reconnaissance automatique des émotions [22].

Dans notre recherche, nous exploitons les expressions faciales comme une source d'informations émotionnelles des apprenants. Plusieurs chercheurs ont travaillé sur le sujet de la reconnaissance des expressions faciales avec diverses méthodes [307, 308, 309, 310]. Cependant, certains problèmes connexes ne sont pas encore résolus dans la littérature existante, tels que l'impact de l'illumination, et la faible résolution [311]. Dans ce contexte, plusieurs questions de recherche se posent afin de concevoir un modèle de REF performant :

- Comment extraire les caractéristiques faciales les plus robustes ? Comment sélectionner

celles qui sont les meilleurs ?

- Quel algorithme de classification des EF sera le plus performant et avec quel paramétrage ?

En exploitant les données émotionnelles générées par ce module de REF, il est possible de proposer une modélisation émotionnelle adéquate pour l'adaptation des ressources et des contenus, cela nous mène à poser plusieurs d'autres questions à savoir :

- Quels sont les moments de l'extraction des émotions ?
- Quelle est la nature des informations émotionnelles stockées dans le profil de l'apprenant afin de les utiliser après dans la phase d'adaptation ?
- Comment mettre à jour le profil émotionnel de l'apprenant ?

La figure 4.1 illustre la première problématique de ce travail de recherche.

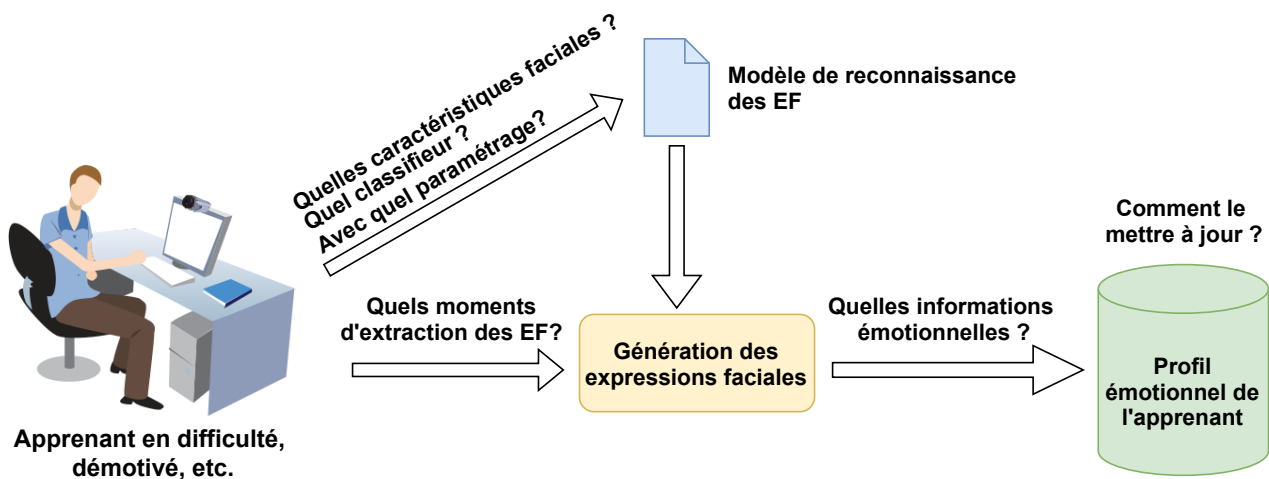


FIGURE 4.1 – Première problématique de recherche

3 Contributions

Notre premier objectif principale de cette thèse est la conception d'une manière efficace d'un modèle émotionnel de l'apprenant qui va permettre de reconnaître et gérer ces émotions pour donner une idée sur sa motivation, s'il est en difficulté, s'il a des problèmes psychologiques ou même s'il a des problèmes d'isolement. Ce modèle proposé doit être exploité afin d'adapter les différentes ressources par rapport à ce profil émotionnel et par rapport aussi aux autres informations du profil de l'apprenant.

Pour atteindre cette objectif, nous proposons en premier lieu un modèle de reconnaissance des expressions faciales, pour cela, nous extrayons les caractéristiques avec les filtres de Gabor

à partir des régions d'intérêt du visage (ces régions sont extraites à l'aide des *landmarks*). Le classifieur SVM est utilisé dans la phase d'apprentissage. En outre, un algorithme génétique a été conçu pour optimiser les hyperparamètres du SVM et sélectionner les meilleures caractéristiques simultanément.

Ce modèle de REF sera lancé en pratiquant une activité d'apprentissage, de collaboration ou d'évaluation. Pour la modélisation de l'émotion de l'apprenant, nous extrayons des informations émotionnelles pertinentes sur l'émotion de l'apprenant à partir des expressions faciales générées. Ces informations sont l'état émotionnel maximal et le degré émotionnel de positivité qui seront stockés dans le profil **émotionnel de l'apprenant**. Ce dernier sera géré et mettre à jour par un processus que nous proposons.

4 Système de reconnaissance des expressions faciales

Notre système de reconnaissance des expressions faciales FER est composé de quatre étapes principales qui sont : 1) la détection du visage, 2) les prétraitements, 3) l'extraction et sélection des caractéristiques, 4) et la classification.

Premièrement, nous détectons le visages, ensuite, nous l'alignons et nous appliquons des prétraitements sur ce visage. Puis, nous extrayons les caractéristiques à partir des régions d'intérêt (en anglais, *region of interest* ROI) en utilisant les filtres de Gabor. Après, nous réduisons les caractéristiques avec ACP puis avec les algorithmes génétiques. Enfin, l'expression faciale est prédite avec le classifieur SVM . Les hyperparamètres utilisés de ce dernier sont ceux optimisés avec l'algorithme génétique.

En premier lieu, nous décrivons les étapes du processus de REF. Dans la section 4.4, nous proposons l'algorithme génétique GA-SVM multi-objectif qui permet d'optimiser des hyperparamètres de SVM et de sélectionner les meilleurs caractéristiques. La figure 4.2 résume le système proposé pour la reconnaissance des expressions faciales.

4.1 Détection du visage et prétraitements

Nous détectons les visages à partir de l'algorithme de Viola-Jones [208] qui est un algorithme robuste, puissant et plus rapide, bien qu'il soit obsolète. Ensuite, nous faisons l'alignement de visages qui consiste à les centrer sur l'image et pivoter les yeux sur une ligne horizontale (c'est-à-dire que le visage tourne de telle sorte que les yeux se trouvent le long des mêmes coordonnées y). la figure 4.3 aborde un exemple de détection et alignement d'un visage [312].

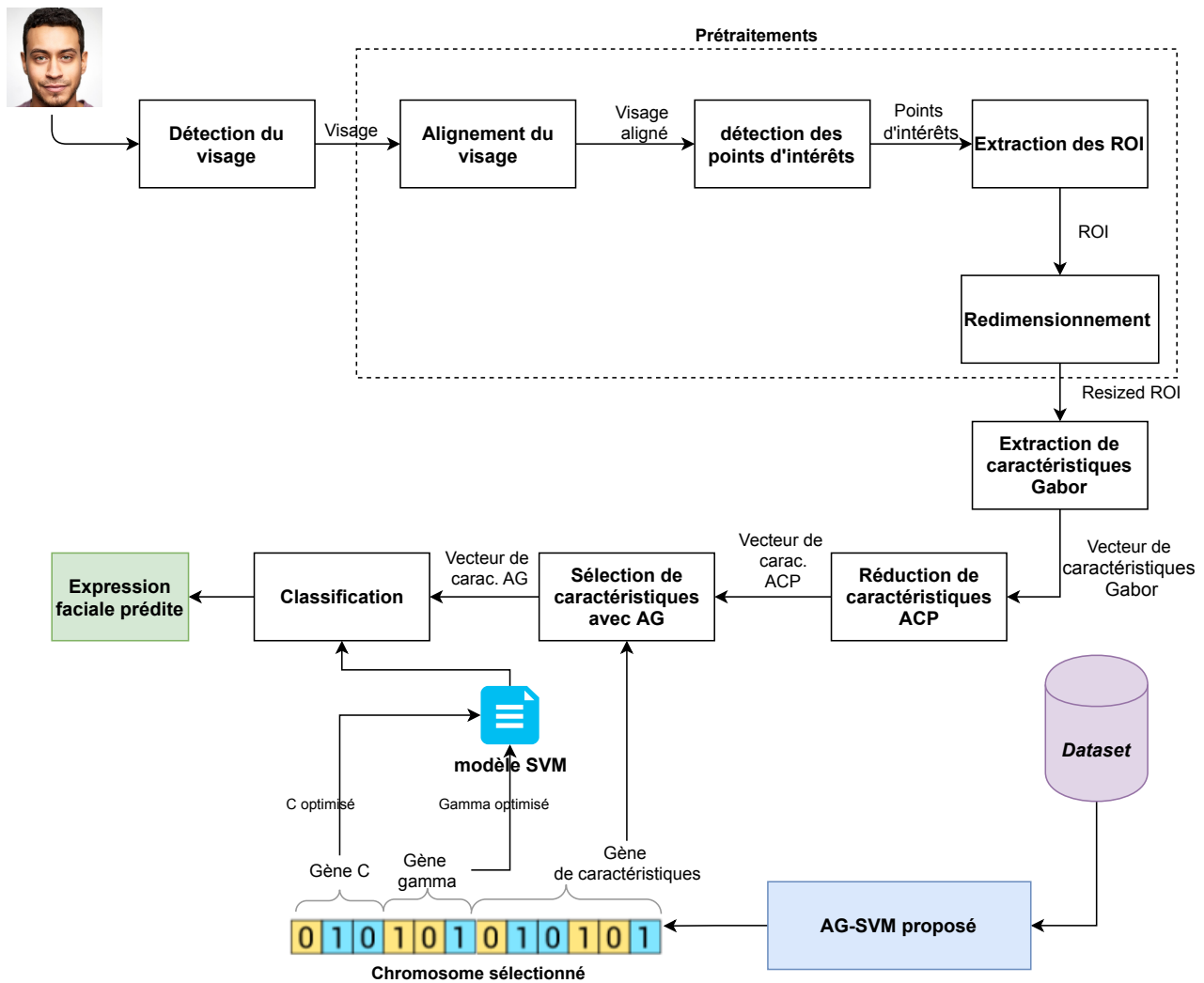


FIGURE 4.2 – Méthode proposée pour la reconnaissance des expressions faciales

Comme expliqué dans [224], l'utilisation d'une seule région de l'ensemble du visage affecte les performances de détection. Notre approche propose d'extraire trois régions appelées régions d'intérêt (ROI) pour résoudre ce problème. L'objectif est d'analyser le visage localement, en se concentrant sur les caractéristiques permanentes et transitoires. Les caractéristiques permanentes sont : les yeux, les sourcils et la bouche, leur forme et leur texture sont susceptibles de changer en fonction de l'expression du visage, ce qui entraîne différentes rides¹ et sillons² appelés caractéristiques du visage transitoires [225]. Pour cela, les ROI extraits sont 1) l'œil droit et le sourcil droit (R_1), 2) l'œil gauche et le sourcil gauche (R_2), 3) et la bouche (R_3). De ces ROI, nous extrayons les caractéristiques qui influencent la reconnaissance des expressions faciales à l'aide des filtres de Gabor.

Tout d'abord, les *landmarks* sont détectés pour extraire les trois ROI (la détection de ROI

1. **Ride** : (en anglais *Wrinkles*) est une légère ligne ou pli dans quelque chose, en particulier le tissu ou la peau du visage.

2. **sillon** : (en anglais *Furrow*) est un pli profond ou une ligne dans la peau du visage de quelqu'un.

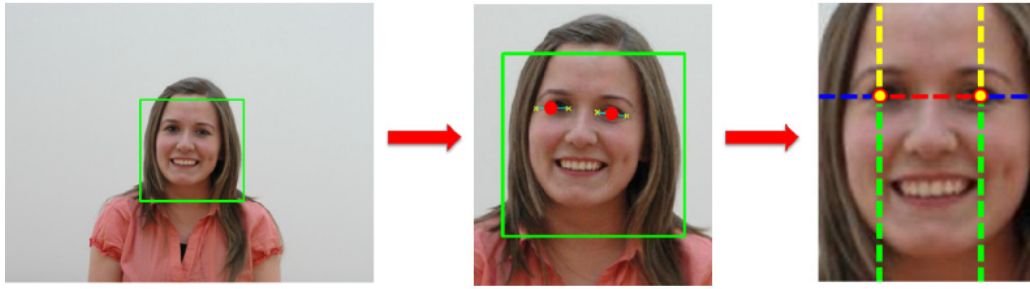


FIGURE 4.3 – Détection et alignement du visage

basée sur les *landmarks* est inspirée du travail de Lakdaoui [225]). L'algorithme de détection des *landmarks* utilisé dans notre approche est basé sur *Ensemble of Regression Trees* (ERT), présenté en 2014 par Kazemi et Sullivan [313]. Cette technique utilise une fonction simple et rapide (différences d'intensité des pixels) pour estimer directement les positions des *landmarks*. L'algorithme est très rapide, il faut environ 1 à 3 ms pour détecter l'ensemble de 68 *landmarks* sur un visage donné [314].

Nous appliquons certains de ces *landmarks* pour définir les ROI proposées, qui ont une forme rectangulaire. Chacun des trois rectangles est décrit par un point de départ en haut à gauche (*top-left starting point*), une largeur et une hauteur. Le tableau 4.1 explique comment calculer ces trois dimensions des ROI en utilisant les *landmarks* détectés. Chacune des trois ROI sera extrait et rognée à l'aide des trois coordonnées. La figure ?? montre des exemples de ROI détectés à partir de trois visages différents (visage surpris, heureux, et en colère).

ROI	Les dimensions de ROI		
	Point de départ	Largeur	Hauteur
R_1 (Sourcil droit + oeil droit)	$(\min(x_{22}, x_{42}), \min(y_{22}, y_{23}, y_{24}, y_{25}, y_{26}))$	$x_{26} - \min(x_{22}, x_{42})$	$\frac{y_{35} + y_{42}}{2} - \min(y_{22}, y_{23}, y_{24}, y_{25}, y_{26})$
R_2 (Sourcil gauche + oeil gauche)	$(x_{17}, \min(y_{17}, y_{18}, y_{19}, y_{20}, y_{21}))$	$\max(x_{21}, x_{39}) - x_{17}$	$\frac{y_{39} + y_{31}}{2} - \min(y_{17}, y_{18}, y_{19}, y_{20}, y_{21})$
R_3 (Bouche)	$(x_{48}, \min(y_{50}, y_{51}, y_{52}))$	$x_{54} - x_{48}$	$\max(y_{56}, y_{57}, y_{58}) - \min(y_{50}, y_{51}, y_{52})$

TABLE 4.1 – Extraction des ROI basée sur les *landmarks* détectés

Dans la phase d'apprentissage, les dimensions des ROI doivent être les mêmes pour tous les visages du *dataset* avant l'extraction des caractéristiques pour garantir que la taille du vecteur des caractéristiques sera la même pour tous les visages du *dataset*. Pour cela, nous redimensionnons ces trois ROI en dimension moyenne de chaque type de région, c'est la dimension moyenne de toutes les régions extraites de la *dataset*. Par exemple [201], la dimension moyenne de chaque région pour la *dataset* JAFFE : 1) Région 1 : 55px 60px. 2) Région 2 : 55 px 60 px.

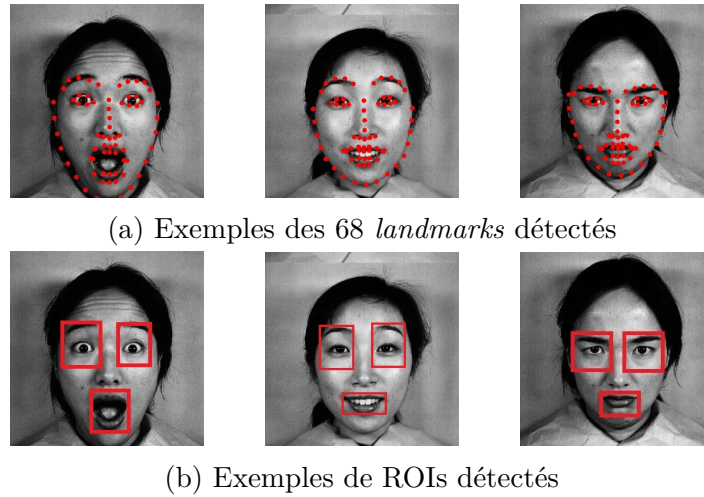


FIGURE 4.4 – *Landmarks* et ROI détectés à partir de trois exemples de visages : surpris, heureux, et en colère

3) Région 3 : 47 px 23 px.

4.2 Extraction des caractéristiques avec les filtres de Gabor

Le filtre de Gabor, du nom de Dennis Gabor [315, 316], est un filtre d'analyse de texture linéaire qui permet d'examiner si l'image présente un contenu fréquentiel particulier dans des directions spécifiques dans une zone limitée entourant le point ou la région étudiée. Les filtres de Gabor sont des classes spéciales de filtres passe-bande, c'est-à-dire qu'ils autorisent une certaine "bande" de fréquences et rejettent les autres [317]. La vision moderne de nombreux experts estiment que les représentations de la fréquence et de l'orientation du filtre de Gabor sont comparables à celles du système visuel humain. [318].

Techniquement, Fogel et Sagi définissent le filtre de Gabor dans leur l'article "*Gabor filters as texture discriminator*"[319] comme suit :

Définition 4.1. *Le filtre de Gabor est un filtre linéaire avec une réponse impulsionnelle sinusoïdale modulée par une fonction gaussienne à certaines fréquences et orientations.*

Les directions orthogonales sont représentées par une composante réelle (équation 4.2) et une composante imaginaire (équation 4.3) du filtre [320]. Les deux parties peuvent être combinées ou utilisées séparément pour créer un nombre complexe (équation 4.1).

$$\text{Complexe} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right), \quad (4.1)$$

$$\text{Réelle} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right), \quad (4.2)$$

$$\text{Imaginaire} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \psi\right), \quad (4.3)$$

Avec (x, y) la position du pixel et :

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases}$$

Où nous avons les paramètres suivants :

- λ représente la longueur d'onde du composante sinusoïdale ;
- θ représente l'orientation des bandes parallèles ;
- ψ est le décalage de phase (*phase offset*) de la fonction sinusoïdale ;
- σ est l'écart-type de la fonction gaussienne ;
- γ est le rapport d'aspect spatial (*spatial aspect ratio*) qui spécifie l'ellipticité de la fonction Gabor.

En pratique, pour analyser la texture ou obtenir les caractéristiques d'une image, on applique une banque de filtres de Gabor avec un certains nombres de fréquences et d'orientations différentes. Nous appliquons une banque de dix filtres de Gabor avec deux fréquences et cinq orientations (tableau 4.2) pour extraire les caractéristiques à partir des ROI. Les valeurs des paramètres de Gabor sont trouvées après plusieurs expérimentations ; qui sont les suivants :

1. Taille du filtre = $3px \times 3px$;
2. Longueurs d'ondes $\Lambda = \{0.4, 0.8\}$;
3. Orientations $\Theta = \{\frac{\pi}{5}, \frac{2\pi}{5}, \frac{3\pi}{5}, \frac{4\pi}{5}, \pi\}$;
4. Écart-type $\sigma = 3$;
5. *Spatial aspect ratio* $\gamma = 1$;
6. *Phase offset* $\psi = \frac{\pi}{2}$.

$\lambda \backslash \theta$	$\frac{\pi}{5}$	$\frac{2\pi}{5}$	$\frac{3\pi}{5}$	$\frac{4\pi}{5}$	π
0.4					
0.8					

TABLE 4.2 – Filtres de Gabor avec deux fréquences et cinq orientations

La figure 4.5 montre l'application d'un des filtres de Gabor proposés sur un visage de *dataset* JAFFE. On obtient après l'application de ce banque de filtres pour chaque visage 30 images (application des dix filtres sur trois ROI). Ces 30 images seront fusionnées pour obtenir au final un seul vecteur de caractéristiques, par exemple, la taille du vecteur de caractéristiques (extraites d'un visage du *dataset* JAFFE) est égale à 53050 caractéristiques car $(10 \times 44 \times 48) + (10 \times 44 \times 48) + (10 \times 47 \times 23) = 53050$ caractéristiques.

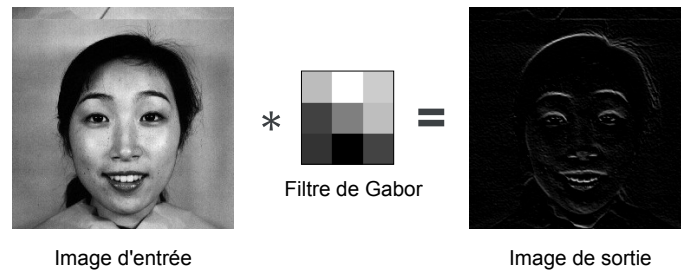


FIGURE 4.5 – Exemple d'application d'un filtre de Gabor sur une image JAFFE

La figure 4.6 résume les étapes du processus d'extraction de caractéristiques proposé du détection du visage et les différents prétraitements jusqu'à obtenir le vecteur des caractéristiques par l'application du banque des filtres de Gabor sur les ROI.

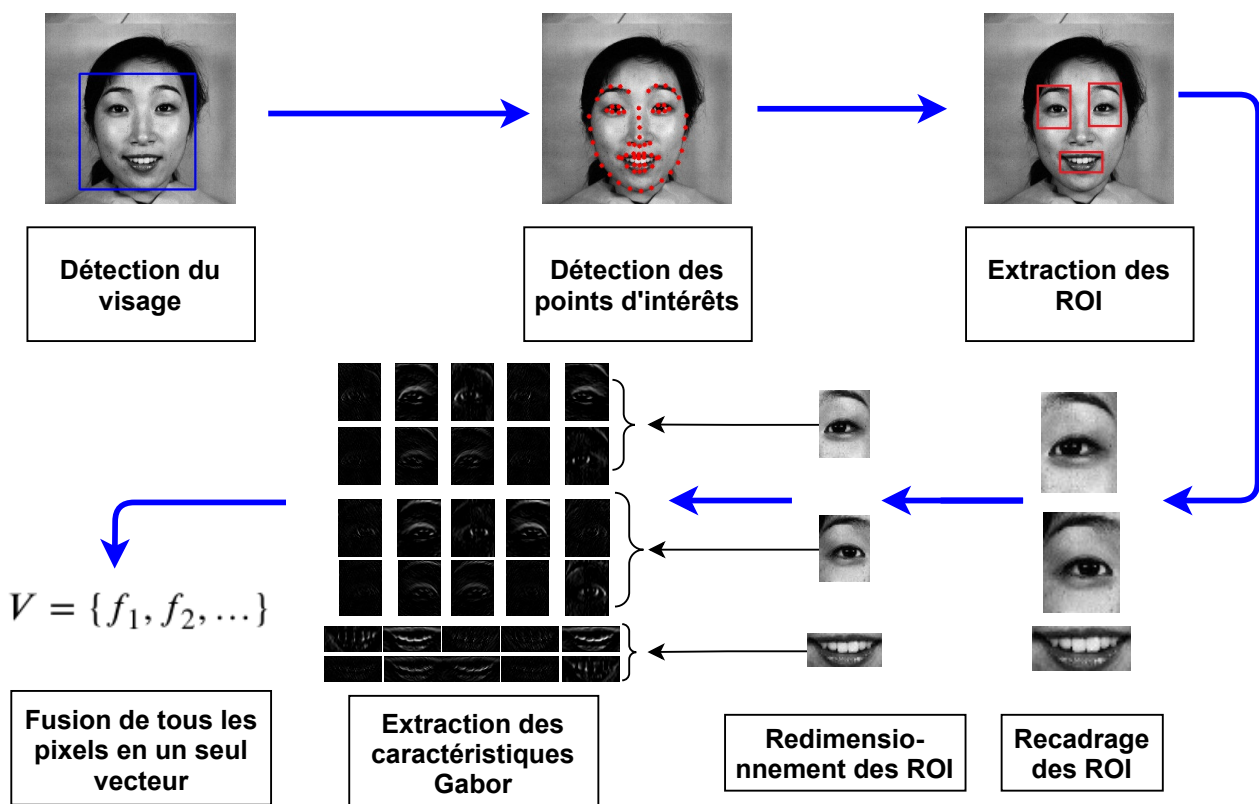


FIGURE 4.6 – Étapes du processus d'extraction de caractéristiques proposé

4.3 Sélection des caractéristiques et classification

En raison du grand nombre de caractéristiques (53050 pour un visage JAFFE) et après la normalisation des données, nous réduisons le nombre de caractéristiques avec l'analyse en composantes principales (ACP). Notre modèle ACP permet de conserver 100% d'informations. Pour les images du *dataset* JAFFE, le modèle ACP va permettre de réduire la taille du vecteur de caractéristiques de 53050 caractéristiques à 212 caractéristiques. Ensuite, nous sélectionnons les meilleures caractéristiques (résultantes de l'ACP) avec l'algorithme génétique proposé afin d'obtenir le vecteur des caractéristiques final.

Pour prédire l'émotion du visage à partir de ce vecteur, nous entraînons un classifieur SVM (*support vector machine*). [321]. Les SVM sont bien connus pour leur efficacité dans les espaces de grande dimension, où le nombre de caractéristiques est supérieur au nombre d'observations. [322]. Les valeurs des hyperparamètres de SVM optimales sont obtenues avec le même algorithme génétique proposé.

Dans la section 4.4, on va décrire notre algorithme génétique multi-objectifs nommé AG-SVM pour la sélection des meilleures caractéristiques SVM et l'optimisation des hyperparamètres SVM afin de maximiser la précision du modèle de reconnaissance des expressions faciales.

4.4 Optimisation des paramètres de SVM et la sélection des caractéristiques avec l'algorithme génétique

Les valeurs exhaustives de C et γ , est une sélection exhaustive de caractéristiques permettent d'évaluer un grand nombre de combinaisons différentes ($2^{n_\gamma+n_C+n_f}$ combinaisons), où n_f est le nombre de caractéristiques ACP, n_C le nombre de bits représentant l'hyperparamètre C , et n_γ est le nombre de bits représentant l'hyperparamètre γ . Ce processus nécessite beaucoup de calcul, car si la valeur $n_\gamma + n_C + n_f$ est grande, cela deviendra peu pratique. C'est pourquoi nous avons besoin de la sélection des caractéristiques et de l'optimisation des hyperparamètres SVM d'une manière pratique. L'algorithme génétique AG est la métaheuristique la plus connue qui permet l'exploration d'espaces de recherche massifs de manière rapide, ce qui en fait une approche idéale pour des problèmes tels que l'optimisation des hyperparamètres SVM et la sélection de caractéristiques.

Nous motivons également l'utilisation de l'AG par rapport à d'autres métaheuristiques par la taille du chromosome, qui n'est pas trop grand dans notre cas (seulement deux hyperpara-

mètres et un vecteur caractéristique avec une taille qui n'est pas grande) par rapport à d'autres problèmes. Par conséquent, nous avons besoin d'une population avec peu de chromosomes (car il existe une relation directe entre la taille de la population et la taille des chromosomes). Comme l'influence de la taille de la population sur le temps de résolution est exponentielle, un seul chromosome peut poser un problème de coût de calcul, ce qui n'est pas notre cas. Si nous devons ajouter d'autres paramètres, comme les paramètres de Gabor dans le chromosome ou faire des expérimentations sur de grands *datasets* comme FER2013³, il est utile de revoir ce choix de l'AG.

L'une des étapes les plus critiques de notre système REF est la sélection des caractéristiques. Par conséquent, nous allons sélectionner un groupe de caractéristiques parmi les caractéristiques ACP qui améliorent le système REF. Pour cela, l'utilisation du codage binaire est suffisante et meilleure que le codage réel, où le un (1) indique que la caractéristique est ajoutée au sous-ensemble de caractéristiques, et zéro (0) indique le contraire. Dans notre cas, chaque chromosome de la population P représente un modèle SVM. Nous avons un gène de caractéristiques qui représente l'inclusion (1) ou non (0) de caractéristiques particulières ; et deux gènes de valeurs binaires des hyperparamètres du SVM (C et γ).

La figure 4.7 montre l'architecture de AG-SVM proposée pour la sélection des caractéristiques et l'optimisation des hyperparamètres des SVM. Il y a cinq étapes principales dans les algorithmes génétiques [201] : 1) initialisation de la population, 2) le calcul et l'affectation des *fitness*, 3) la sélection par le choix des individus les mieux adaptés, 4) le croisement : mélange par la reproduction des particularités des individus choisis, 5) et la mutation : Altération aléatoire des particularités d'un individu.

3. **FER2013** : *dataset* de reconnaissance des expressions faciales contient 30000 images de visages de taille 48x48 [323]

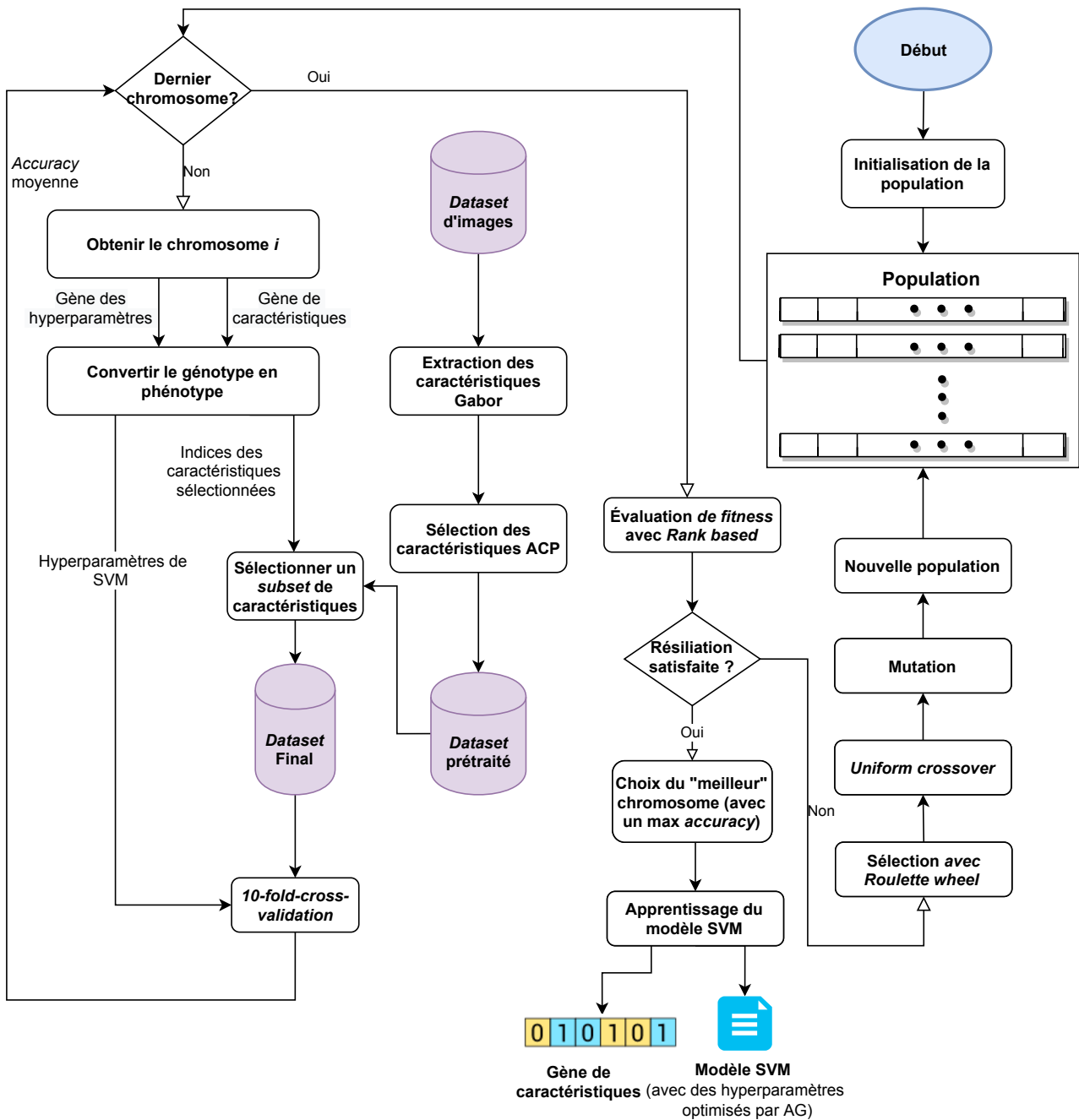


FIGURE 4.7 – Algorithme génétique proposé (AG-SVM) pour l’optimisation des hyperparamètres SVM et la sélection des caractéristiques

Dans les sections qui suivent, nous détaillons les étapes de notre algorithme génétique et comment nous avons le configurer.

4.4.1 Codage des chromosomes et initialisation de population

La première étape consiste à créer et à initialiser les chromosomes de la population. L’AG étant une méthode d’optimisation stochastique, les gènes des chromosomes sont généralement initialisés de manière aléatoire, de sorte que le chromosome soit composé de trois parties : C , γ , et les gènes des caractéristiques. Le système de codage binaire a été employé pour représenter le

chromosome. La figure 4.8 montre la représentation du chromosome binaire dans notre modèle [231]. $g_C^1 \sim g_C^{n_C}$ et $g_\gamma^1 \sim g_\gamma^{n_\gamma}$ représentent les valeurs binaires des hyperparamètres C et γ respectivement, et $g_f^1 \sim g_f^{n_f}$ décrit le masque de caractéristiques, où n_C , n_γ et n_f sont les nombres de bits représentant C , γ et les caractéristiques respectivement (conception du chromosome inspirée de [229]). Les chaînes binaires constituant le génotype des hyperparamètres C et γ doivent être transformées en phénotype à l'aide de l'équation 4.4 [229].

$$p = \min_p + \frac{\max_p - \min_p}{2^l - 1} \times d \quad (4.4)$$

où p est le phénotype de la chaîne de bits, \min_p est la valeur minimale de l'hyperparamètre, \max_p est la valeur maximale de l'hyperparamètre, d est la valeur décimale de la chaîne de bits, et l est la longueur de la chaîne de bits. Il est important de noter que la précision de la représentation des hyperparamètres dépend de la longueur de la chaîne de bits (n_C et n_γ) et de la valeur minimale et maximale de ces hyperparamètres (valeurs déterminées par l'utilisateur). Pour les gènes exprimant le masque de la caractéristique, le bit de valeur 1 indique que la caractéristique est sélectionnée et 0 indique que la caractéristique n'est pas sélectionnée.

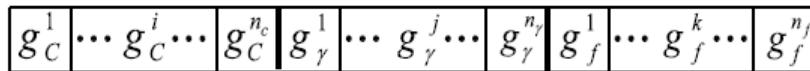


FIGURE 4.8 – Le chromosome avec trois parties : C , γ , et la position binaire de la caractéristique

Dans notre cas et après plusieurs expériences, nous avons choisi de fixer $n_\gamma = 20$, $n_C = 20$, $\min_C = 10^{-2}$, $\max_C = 100$, $\min_\gamma = 10^{-15}$ et $\max_\gamma = 10^{-3}$. Pour la longueur des caractéristiques n_f , elle dépend de la taille du vecteur des caractéristiques ACP. Nous choisissons une taille de population égale à $N = 200$ (le choix de cette valeur est validé dans la section ?? du chapitre 6).

4.4.2 Affectation des *Fitness*

Une fois que nous avons généré et initialisé la population, nous devons attribuer la fitness à chaque chromosome pour l'évaluer en calculant les taux d'erreur des modèles SVM de chacune de ces chromosomes. Le modèle est entraîné et testé avec *10-fold-cross-validation* en utilisant les hyperparamètres SVM (C et γ) extraits du génotype du chromosome. Une erreur élevée signifie une faible valeur de *fitness*, les chromosomes ayant une grande valeur de *fitness* auront une plus grande probabilité de croisement (*crossover*). La méthode la plus largement utilisée pour

l'affectation de la fitness est connue sous le nom de *Rank based* [324]. Avec cette dernière, les erreurs de tous les chromosomes sont triées. La fitness attribuée à chaque chromosome dépend uniquement de sa position dans le classement des chromosomes et non de l'erreur réelle. La valeur de fitness attribuée à chaque chromosome par la méthode *Rank based* sera :

$$\Phi(i) = \omega * R(i), i = 1..N \quad (4.5)$$

où ω est une constante appelée *selective pressure* et sa valeur est fixée entre 1 et 2 [324]. Des valeurs plus élevées de *selective pressure* permettront aux chromosomes les plus aptes d'avoir une plus grande probabilité de croisement. Le paramètre $R(i)$ est le rang des chromosomes i . La valeur $\omega=1,5$ est choisie pour calculer la valeur de *fitness*.

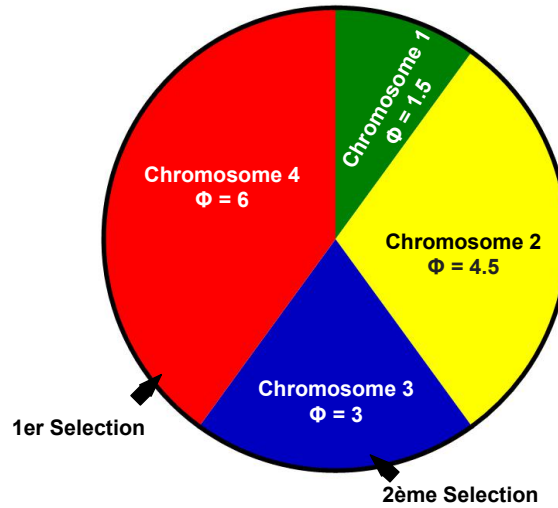
4.4.3 Sélection avec *roulette wheel*

Une fois l'affectation des fitness est effectuée, l'opérateur de sélection choisit les chromosomes qui se recombineront pour la génération suivante. Les chromosomes qui ont plus de chances de survivre sont ceux qui sont les mieux adaptés à l'environnement. Par conséquent, l'opérateur de sélection sélectionne les chromosomes en fonction de leur niveau de fitness. Le nombre de chromosomes sélectionnés est de $N/2$ (la moitié de la taille de la population), où N est la taille de la population.

L'une des méthodes de sélection la plus couramment utilisée est la roulette (*roulette wheel*), qui place tous les chromosomes sur la roulette, avec des zones proportionnelles à leur niveau de fitness. Ensuite, la roulette est tournée et les chromosomes sont sélectionnés au hasard. Le chromosome correspondant est choisi pour l'étape de croisement [325]. La figure 4.9 illustre le processus de sélection pour un exemple d'une population de 4 chromosomes. Pour une première itération, deux chromosomes sont sélectionnés, le chromosome #4 et le chromosome #3. Il convient de noter que pourtant le chromosome #2 ait une meilleure aptitude que le chromosome #3, il n'a pas été sélectionné en raison de la nature stochastique de l'AG.

4.4.4 Croisement uniforme

Une fois que l'opérateur de sélection a choisi la moitié de la population avec la *roulette wheel*, l'opérateur de croisement (*crossover*) recombine les chromosomes sélectionnés pour générer une nouvelle population. Le croisement permet de choisir deux chromosomes au hasard et combine leurs bits pour obtenir de nouveaux descendants (*offsprings*) jusqu'à ce que la nouvelle population ait la même taille que l'ancienne.

FIGURE 4.9 – Exemple du processus de sélection avec *roulette wheel*

Nous travaillons avec le croisement uniforme (*uniform crossover*) [326] où nous obtenant pour chaque croisement de deux chromosomes, quatre descendants. Dans ce type de croisement, chaque bit est choisi parmi l'un ou l'autre parent avec une probabilité égale. Nous ne divisons pas le chromosome en segments, mais nous traitons plutôt chaque bit séparément. La figure 4.10 illustre l'application de *uniform crossover* pour obtenir quatre descendants générés à partir de deux parents.

Chromosome 1	1 1 0 0 0 1
Chromosome 2	0 1 0 1 0 0
<hr/>	
Offspring 1	0 1 0 0 0 1
Offspring 2	1 1 0 1 0 1
Offspring 3	0 1 0 1 0 1
Offspring 4	1 1 0 0 0 0

FIGURE 4.10 – Exemple de croisement uniforme de deux chromosome

4.4.5 Mutation

L'opérateur de croisement peut générer des descendants très similaires aux parents. Cela peut donner lieu à une nouvelle génération à faible diversité. L'opérateur de mutation résout ce problème en modifiant de façon aléatoire la valeur de certains bits dans les descendants. Pour décider si un bit sera muté, nous générons un nombre aléatoire entre 0 et 1, et si ce nombre est inférieur à une valeur appelée le taux de mutation (*mutation rate*) [327], cette variable est

inversée. Le taux de mutation est généralement choisi à $1/m$ [328], où m est la longueur du chromosome. La figure 4.11 montre la mutation de l'une des *offsprings* de la nouvelle génération. Comme il est montré, le quatrième bit de l'*offspring* a été muté.

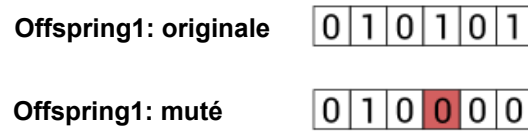


FIGURE 4.11 – Exemple de mutation

Le critère d'arrêt choisi est lorsque le nombre de générations de l'AG atteint 200, ou que le taux de reconnaissance (*accuracy*) atteint 100%. Le meilleur chromosome est obtenu lorsque le critère d'arrêt est respecté. Le tableau 4.3 résume les paramètres de l'AG qui ont été utilisés dans notre expérience.

Taille de la population	200
Affectation des <i>fitness</i>	<i>rank based</i>
Max itérations	200
Max <i>accuracy</i>	100%
Type de Sélection	<i>Roulette wheel</i>
Type de <i>crossover</i>	<i>Uniform crossover</i>
<i>Mutation Rate</i>	$1/m$; m : longueur du chromosome

TABLE 4.3 – Valeurs des paramètres de l'AG proposé

5 Modélisation de l'émotion de l'apprenant

Dans cette section, nous bénéficions du modèle de reconnaissance des expressions faciales proposé afin de modéliser l'émotion de l'apprenant. L'idée est d'exploiter les expressions faciales de l'apprenant (joie, tristesse, peur, dégoût, colère, neutre et surprise) générées pendant l'utilisation d'une activité pédagogique d'apprentissage, d'évaluation ou de collaboration pour mis à jour le profil émotionnel de l'apprenant.

5.1 Processus de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant

En lançant une activité pédagogique (activité d'apprentissage, de collaboration ou d'évaluation), la caméra démarre et commence à reconnaître pour chaque *frame* l'expression faciale de l'apprenant. Pas tout au long de l'activité, mais juste les cinq premières minutes. À la fin de cette durée, on arrête la détection et on met à jour le profil de l'apprenant par l'état émotionnel de l'apprenant et le degré émotionnel de positivité.

1. **L'état émotionnel de l'apprenant** $emotionState(x)$: c'est l'expression faciale la plus reconnue pendant l'activité. Par exemple, si on a 100 *frames* et les EF sont distribuées comme suit : joie : 45, tristesse : 15, peur :10, dégoût :5, colère :10, neutre :5, surprise :10, alors le profil émotionnel sera mis à jour par l'état émotionnel "joie" ($emotionState(x) = "joie"$).
2. **Le degré émotionnel de positivité** $degEmoPos(x)$: c'est une valeur entre 0 et 1 qui représente le taux de sentiments positifs de l'apprenant pendant l'utilisation d'une activité pédagogique. Plus cette valeur est proche de 1, plus l'apprenant ressent des émotions positives durant l'utilisation de cette activité et le contraire est vrai. Par exemple, si le profil de l'apprenant est mis à jour avec $degEmoPos(x) = 0.1$ après avoir résolu un exercice, dans ce cas il est très probable qu'il ait une difficulté ou un blocage quelque part et que les émotions négatives soient les plus générées pendant cette activité. On note que cette valeur sera exploitée dans le processus d'adaptation (voir chapitre 5).

Ce cycle sera restauré pour chaque activité pédagogique, c'est à dire on met à jour le profil émotionnel après chaque utilisation d'une activité pédagogique. La figure 4.12 illustre le cycle de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant.

Puisque l'état émotionnel de la personne change rapidement d'un instant à l'autre, on voit bien qu'il n'est pas utile de proposer toute une approche d'initialisation du profil émotionnel de l'apprenant, alors, nous décidons d'initialiser l'émotion de l'apprenant avec l'état neutre. Le degré émotionnel de positivité est fixé donc par 0.5.

Dans les sections qui suivent, nous détaillons comment calculer le degré de positivité de l'apprenant, l'idée est de compter les émotions positives par rapport au nombre total des émotions générées durant l'activité. Pour atteindre cet objectif, il faut distinguer les émotions positives des émotions négatives. Or, chaque émotion peut avoir deux dimensions positives et négatives [329]. Pour cela, nous commençons par l'extraction des dimensions positive et négative de chaque émotion avant de proposer l'algorithme de quantification de l'émotion de l'apprenant.

5.2 Extraction des probabilités de positivité et de négativité des émotions

Les recherches suggèrent que des résultats positifs et négatifs simultanés soient associés à des émotions spécifiques. Les émotions peuvent également avoir des conséquences contradictoires, une émotion positive peut entraîner une conséquence négative, et une émotion négative peut entraîner une conséquence positive [329]. Par exemple, la joie est considérée comme un sentiment

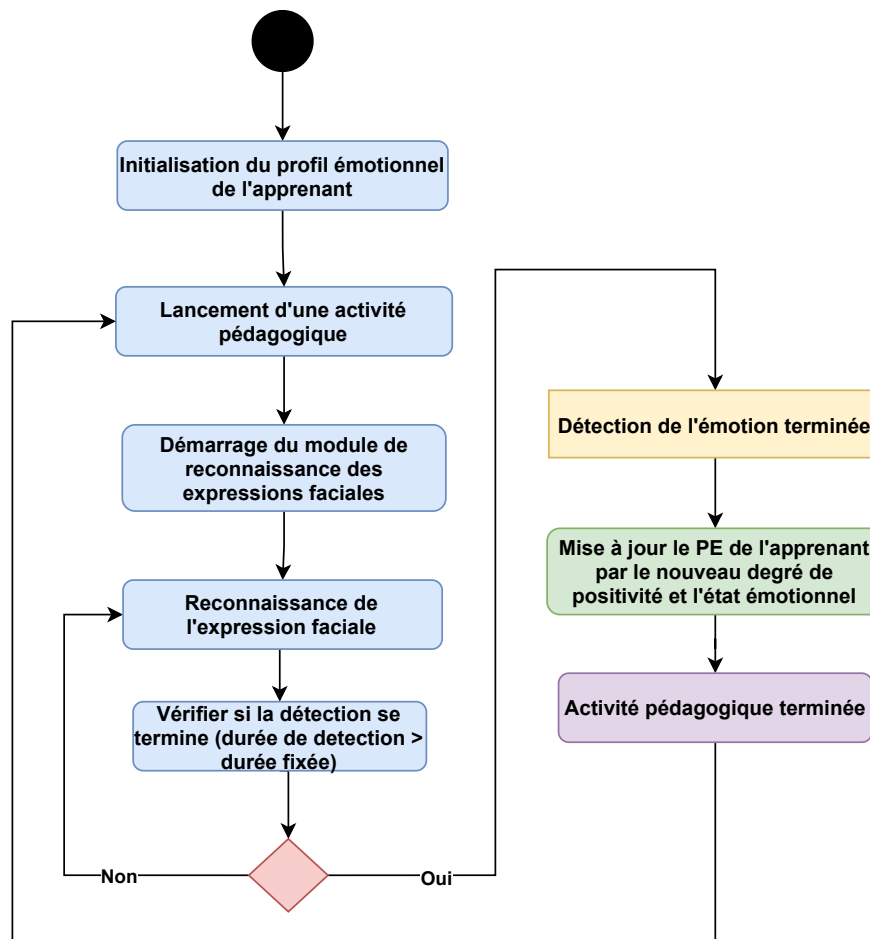


FIGURE 4.12 – Cycle de mise à jour du profil émotionnel de l'apprenant

agréable et désirable, pourtant, les recherches ont mis en évidence un côté plus sombre de la joie. La poursuite de la joie n'est pas toujours une bonne chose, selon Gruber et *al.* [330], les personnes qui cherchent la joie ont tendance à déprimer et à être attristées.

Pour faire face à ce problème, nous considérons que chacune des émotions reconnues a **une probabilité de positivité et une probabilité de négativité**, c'est à dire que chaque émotion a une probabilité qu'elle entraîne une conséquence positive et une probabilité qu'elle entraîne une conséquence négative. Pour que nous puissions mesurer ces valeurs pour chaque émotion, nous appuyons sur le travail de An et *al.* intitulé "*Two sides of emotion : exploring positivity and negativity in six basic emotions across cultures*" publié dans le journal "*Frontiers in Psychology*" [329]. Ils ont fait une expérience sur 458 étudiants du premier cycle de quatre pays. Les étudiants répondent (sur une échelle de 0 (pas du tout) à 6 (extrêmement)) sur deux questions mesurant la positivité et la négativité affectives de l'émotion, c'est à dire à quel point ils se sentent bien ou non lorsque ils génèrent une telle émotion. La même expérience est répétée pour chacune des six émotions d'Ekman. Par exemple, pour l'émotion de tristesse, les auteurs proposent de poser deux questions pour mesurer la positivité affective de la tristesse qui sont :

"A quel point ressentez-vous de la tristesse?" et "Dans quelle mesure vous sentez bien lorsque vous êtes triste?". Pour la négativité affective de cette émotion, les questions proposées sont : "A quel point ressentez-vous de la tristesse de façon négative?" et "A quel point vous sentez mal lorsque vous êtes triste?".

Après la normalisation des résultats que les auteurs ont obtenus de cette expérience, nous extrayons la probabilité de positivité et de négativité de chacune des six émotions d'Ekman comme il est montré dans le tableau 4.4. La probabilité de positivité (négativité) représente la possibilité que l'émotion reconnue exprime un sentiment positif (négatif). Il est à noter que l'émotion neutre n'est pas abordée dans cette expérience, pour cela, nous considérons que la probabilité de positivité égale à la probabilité de négativité égale à 0.5.

Émotion	Probabilité négative	Probabilité positive
Tristesse	0.75	0.25
Peur	0.71	0.29
Dégoût	0.79	0.21
Colère	0.77	0.23
Joie	0.09	0.91
Surprise	0.36	0.64
Neutre	0.50	0.50

TABLE 4.4 – Probabilités de positivité et de négativité des émotions abordées

Revenant au exemple de la joie, où nous avons dit qu'elle peut exprimer un sentiment négatif, oui! C'est vrai, mais avec une faible probabilité que cela se produise (probabilité négative égale à 0.09) et donc il y a une grande chance que l'émotion exprime un sentiment positif.

5.3 Calcul du degré émotionnel de positivité

Pour calculer le degré émotionnel de positivité de l'apprenant après l'utilisation d'une activité pédagogique, nous ne tenons pas compte du nombre des expressions faciales positives générées par rapport au total des expressions faciales générées, **mais nous supposons que chaque expression faciale peut être générée par une émotion positive avec un certain pourcentage** (une certaine probabilité de positivité), cela va nous permettre d'estimer une idée robuste sur la positivité exprimée pendant l'utilisation de l'activité pédagogique.

Techniquement, on calcul le degré émotionnel de positivité par l'ajout de la probabilité de positivité de l'expression faciale générée, ensuite nous moyennons cette somme. L'algorithme 1 illustre la fonction qui permet de calculer le degré émotionnel de positivité $degEmoPos(x)$ de l'apprenant x durant une activité pédagogique.

Algorithme 1 Degré émotionnel de positivité de l'apprenant x **Entrées:** L'apprenant x ;**Sorties:** Degré émotionnel de positivité $degEmoPos$

```

1: Fonction  $degEmoPos(x)$ 
2:    $listeEF \leftarrow getListeEF(x)$  #Liste des expressions faciales générées par l'apprenant  $x$ 
   durant une activité
3:    $sommeDegrPos \leftarrow 0$  ; #Initialisation de la somme avec 0
4:   Pour tout  $expressionFaciale \in listeEF$  Faire
5:     Selon  $expressionFaciale$  Faire
6:       Cas "tristesse" :
7:          $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.25$ 
8:       Cas "peur" :
9:          $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.29$ 
10:      Cas "dégoût" :
11:         $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.21$ 
12:      Cas "colère" :
13:         $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.23$ 
14:      Cas "joie" :
15:         $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.91$ 
16:      Cas "surprise" :
17:         $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.64$ 
18:      Cas "neutre" :
19:         $sommeDegrPos \leftarrow sommeDegrPos + 0.50$ 
20:   Fin Pour
21:    $degEmoPos \leftarrow sommeDegrPos / taille(listeEF)$ 
22:   Retourner  $degEmoPos$ 
23: Fin Fonction

```

Exemple illustratif

Un apprenant x a généré durant une activité d'apprentissage 25 expressions faciales distribuées comme suit : joie : 5 ; colère : 4 ; surprise : 2 ; dégoût : 3 ; neutre : 3 ; peur : 4 ; tristesse : 4.

$degEmoPos(x) = 5 \times 0.91 + 4 \times 0.23 + 2 \times 0.64 + 3 \times 0.21 + 3 \times 0.50 + 4 \times 0.29 + 4 \times 0.25 = 4.55 + 0.92 + 1.28 + 0.63 + 1.50 + 1.16 + 1 = 11.04$. On moyenne la somme divisée par le nombre des expressions faciales générées (i.e. sur 25), nous obtenons $degEmoPos(x) = 11.04/25 = 0.4416$. Donc $degEmoPos(x) = 0.4416$.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de modélisation de l'émotion de l'apprenant dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif. Cette approche permet

de : 1) reconnaître les expressions faciales des apprenants durant l'utilisation des activités en proposant un système de REF basé sur les filtres de Gabor et l'algorithme génétique 2) extraire les informations émotionnelles à partir des EF générées afin de les exploiter dans le processus d'adaptation des ressources.

Ce chapitre présente en première partie une nouvelle méthode de REF par l'extraction des caractéristiques des ROI avec les filtres de Gabor et l'utilisation de l'algorithme génétique pour la sélection des meilleures caractéristiques. L'AG a également été utilisée pour l'optimisation des hyperparamètres du SVM. En deuxième partie, nous avons profité des EF générées par la proposition d'un algorithme de quantification de l'émotion qui calcule le degré émotionnel de positivité. Cette dernière est une information émotionnelle qui va mesurer à quel point l'apprenant ressent des émotions positives pendant l'utilisation d'une activité pédagogique.

Dans le chapitre suivant, nous exploitons le modèle émotionnel proposé afin de pouvoir générer des recommandations adaptées aux autres différents profils de l'apprenant y compris le profil émotionnel. Ces ressources recommandées vont permettre d'aider et motiver l'apprenant dans son processus d'apprentissage.

Chapitre 5

Nouvelle approche d'adaptation à base d'émotion dans les EIAH

Contenu du chapitre

1	Introduction	102
2	Deuxième problématique de recherche	103
3	Contributions	104
4	Approche d'adaptation à base d'émotion proposée	105
4.1	Organisation du cours	107
4.2	Modélisation de l'apprenant	108
4.3	Ressources de soutien proposées	115
4.4	Critères d'adaptation et leurs coefficients d'importances	117
4.5	Description du processus d'adaptation des ressources de soutien	122
4.6	Exemple illustratif du processus d'adaptation à base d'émotion	126
5	Conclusion	131

1 Introduction

Dans le troisième chapitre de cette thèse, nous avons abordé l'adaptation dans les environnements d'apprentissage, ses différentes techniques et méthodes dont les systèmes de recommandation, où nous avons mis l'accent principalement sur les travaux qui adaptent les ressources et les contenus pédagogiques à base des informations émotionnelles de l'apprenant. Dans ce chapitre, nous apportons nos contributions concernant la proposition d'un système de recommandation des ressources de soutien où ces derniers s'adaptent aux différents profils de l'apprenant y com-

pris son profil émotionnel. Le but est d'adapter l'environnement d'apprentissage pour suggérer des ressources qui permettent de soutenir l'apprenant s'il rencontre des difficultés dans son processus d'apprentissage comme les problèmes psychologiques (stress, anxiété, tristesse, etc.), la démotivation, manque de connaissances sur le domaine, etc. Cela, exige la proposition d'une modélisation de l'apprenant qui prend en compte les différentes préférences de l'apprenant et des informations sur son état émotionnel, cognitif et comportemental. Ce système d'adaptation sera intégré dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif.

Nous commençons ce chapitre par la description de notre deuxième problématique de recherche, les objectifs et les contributions. Ensuite, nous expliquons en détails le modèle de l'apprenant proposé où nous décrivons ses préférences et ses profils émotionnel, cognitif et comportemental. Puis, nous donnons un aperçu de l'approche d'adaptation à base d'émotion par la description des différentes ressources de soutien recommandées à l'apprenant, les critères d'adaptation et enfin la description du processus d'adaptation proposé.

2 Deuxième problématique de recherche

Les environnements d'apprentissage adaptatifs [331] ce sont des environnements basés sur la technologie, tels que les systèmes de tutorat intelligents [332] et les systèmes d'apprentissage basés sur le Web [333] peuvent être utilisés comme un matériel pédagogique à des fins éducatives [334]. La modélisation de tels environnements a suscité une grande attention de la part de multiples disciplines, notamment l'informatique, la psychologie et l'éducation [335]. Le flux d'apprentissage dans ces contextes repose souvent sur les réactions mentales de l'apprenant basées sur le fait d'avoir passé des examens et d'avoir répondu à des questions comme le seul moyen de communication de l'apprenant avec l'environnement d'apprentissage pour permettre de déterminer le niveau suivant du processus d'apprentissage [334]. La réaction émotionnelle de l'apprenant tout au long du processus d'apprentissage n'est cependant pas prise en compte par les méthodes conventionnelles de l'adaptation, pourtant, elle est considérée comme un facteur important affectant la qualité du processus d'apprentissage et l'obtention des résultats d'apprentissage souhaités [14, 15]. Il est donc essentiel d'intégrer les interactions émotionnelles de l'apprenant pour développer des environnements d'apprentissage plus adaptatifs et plus intelligents.

Dans notre recherche, nous exploitons différentes interactions de l'apprenant avec l'environnement d'apprentissage principalement les interactions émotionnelles afin de faire la conception du modèle de l'apprenant qui contient plusieurs profils y compris son profil émotionnel. Ce mo-

dèle va être utilisé pour adapter les ressources pertinentes qui vont soutenir et aider l'apprenant tout au long de son processus d'apprentissage. Ces ressources de soutien doivent contribuer à améliorer ses compétences cognitives et comportementales et l'aider à terminer ses tâches pédagogiques, mais plusieurs questions se posent dans ce contexte à savoir :

- Quelles sont ces ressources de soutien ?
- Quelles sont leurs natures étant donné que l'environnement d'apprentissage est social et collaboratif ?
- Comment les recommander à un apprenant donné et dans quels moments ?

Il est difficile de définir la pertinence de ces ressources de soutien afin de les adapter au besoin des apprenants puisqu'elles doivent tenir compte d'une variété de facteurs qualitatifs. En raison de la variété des natures de ces ressources, la diversité et le changement rapide de l'état émotionnel de l'apprenant, il n'est pas facile de déterminer les ressources de soutien dont l'apprenant a besoin en ce moment et qui conviennent mieux à son niveau cognitif et comportemental. Donc, plusieurs questions se posent :

- Comment mesurer cette pertinence ?
- Quels critères d'adaptation prenons nous en considération ?
- Comment modéliser l'apprenant en phase avec ce processus d'adaptation ?
- Quand et comment mettre à jour les degrés de pertinence de ces ressources ? Quelles ressources sont concernées par la mise à jour ?

La figure 5.1 illustre la deuxième problématique de ce travail de recherche.

3 Contributions

Notre deuxième objectif principal dans cette thèse est d'aider les apprenants à sortir de leurs états difficiles (démotivation, problèmes psychologiques, isolation) par l'adaptation des ressources qui vont les soutenir pendant la phase d'apprentissage. Afin d'atteindre cet objectif, nous proposons un outil d'adaptation des ressources de soutien basé sur le calcul des degrés de pertinence de ces ressources pour l'apprenant. Cet outil sera intégré dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif.

Afin de mesurer cette pertinence, nous allons définir un ensemble de critères d'adaptation qui sont liés principalement aux caractéristiques de l'apprenant y compris celles de leurs émotions. Ces ressources que nous proposons seront classées par leurs degrés de pertinence calculés en fonction de ces critères afin de recommander les n -premières ressources de soutien à l'apprenant.

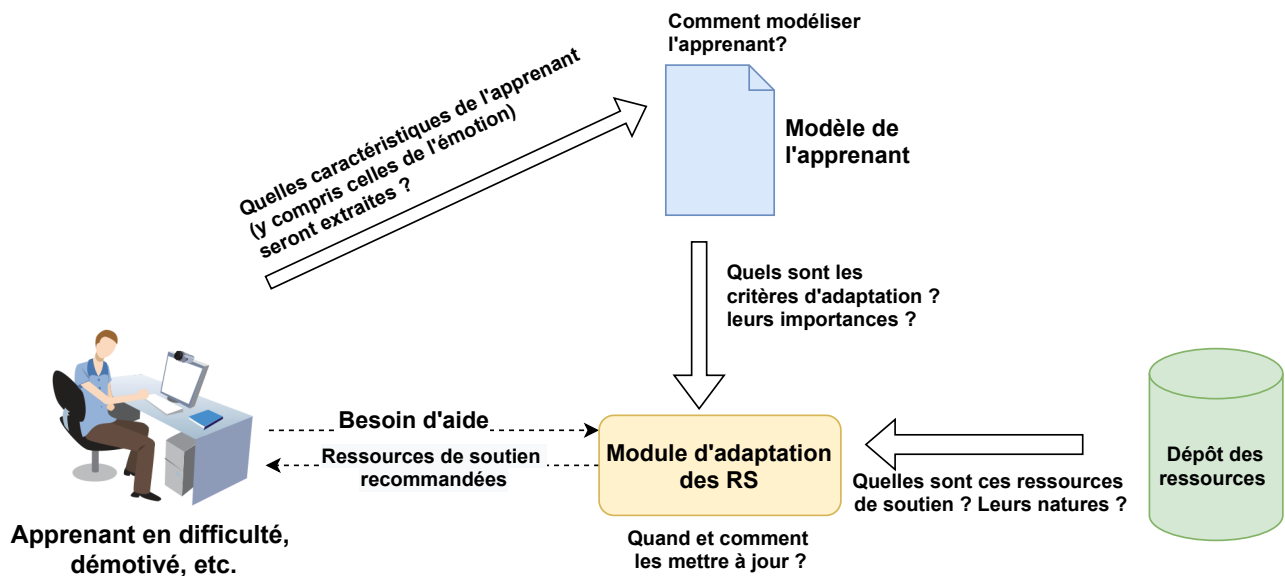


FIGURE 5.1 – Deuxième problématique de recherche

Nous pouvons résumer dans ce qui suit, les principales contributions dans ce chapitre :

- La proposition d'un nouveau modèle de l'apprenant qui inclut le profil émotionnel de l'apprenant, ses préférences, ses compétences cognitives et comportementales.
- La proposition d'un ensemble de ressources qui seront recommandées à l'apprenant afin de l'aider, nous les appelons les ressources de soutien (RS). Nous les classons en RS pédagogique et/ou psychologique.
- L'extraction des critères d'adaptation à partir du modèle de l'apprenant proposé. Ces critères seront utilisés dans le processus d'adaptation des RS, où nous attribuons pour chacun d'eux un coefficient d'importance pour chaque type de RS. Ces coefficients peuvent être pondérés par l'administrateur à partir d'un tableau de bord que nous mettons son prototype.
- La proposition d'un algorithme d'adaptation des RS qui prend en considération les critères proposés afin de mettre à jour les degrés de pertinence des RS actives (sélectionnées) après l'utilisation des différentes activités de l'environnement d'apprentissage.

4 Approche d'adaptation à base d'émotion proposée

Dans cette section, nous présentons une nouvelle approche d'adaptation qui prend en considération les informations de l'apprenant stockées dans son profil y compris celles de son profil émotionnel. Notre approche permet au système de s'adapter aux problèmes et aux difficultés de l'apprenant par la recommandation des ressources et des activités qui vont aider l'apprenant à

sortir de son état difficile et de le motiver afin qu'il puisse poursuivre les activités. Nous appelons ces activités/ressources qui vont essayer d'aider l'apprenant, **les ressources de soutien**.

Un module de recommandation a été intégré à un environnement d'apprentissage social et collaboratif. Cet environnement fournit la majorité des fonctionnalités des environnements d'apprentissage qui permettent ce type d'apprentissage et qui offre des activités de communication, d'évaluation, de collaboration et d'apprentissage. nous nommons cette plateforme "**EmoLearnAdapt**" (**Emotion Learning Adaptation**). La figure 5.2 illustre l'architecture générale du système EmoLearnAdapt.

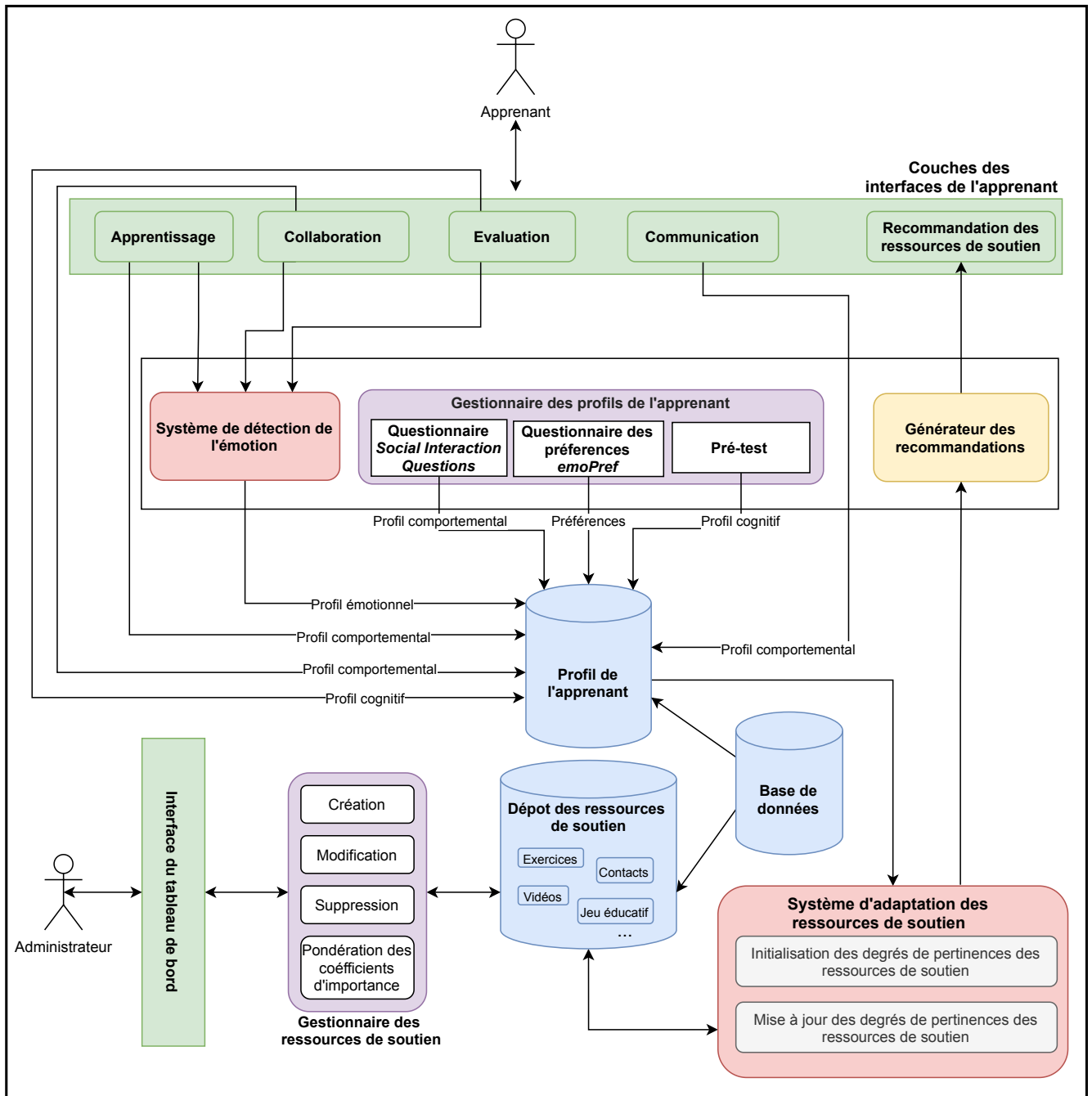


FIGURE 5.2 – Architecture générale du système EmoLearnAdapt adoptant l'approche proposée

Nous présentons dans cette section, la modélisation de l'apprenant adéquate. Ensuite, nous décrivons ces ressources de soutien qui peuvent être recommandées à l'apprenant, leurs initialisations, et le déroulement de notre algorithme d'adaptation des RS qui considère les différentes informations du profil de l'apprenant, mais, nous montrons d'abord l'organisation du cours présenté à l'apprenant avec les différentes activités et ressources.

4.1 Organisation du cours

Le cours sera organisé en leçons. Pour chaque leçon, on trouve les objets d'apprentissage associés pour soutenir l'apprentissage. Il existe de nombreuses caractéristiques des objets d'apprentissage, les plus courantes étant : l'accessibilité, l'interopérabilité, l'adaptabilité, la réutilisation, la durabilité et la granularité. Toutes les ressources et les activités que nous utilisons sont considérées comme des objets d'apprentissage.

Un test d'évaluation permet de valider la leçon pour passer à la leçon suivante et de mesurer les connaissances de l'apprenant, afin de mettre à jour le profil cognitif de l'apprenant. Le contenu du cours est donc organisé en une structure arborescente, comme le montre la figure 5.3, dans laquelle les cercles représentent les leçons tandis que les rectangles représentent les objets d'apprentissage.

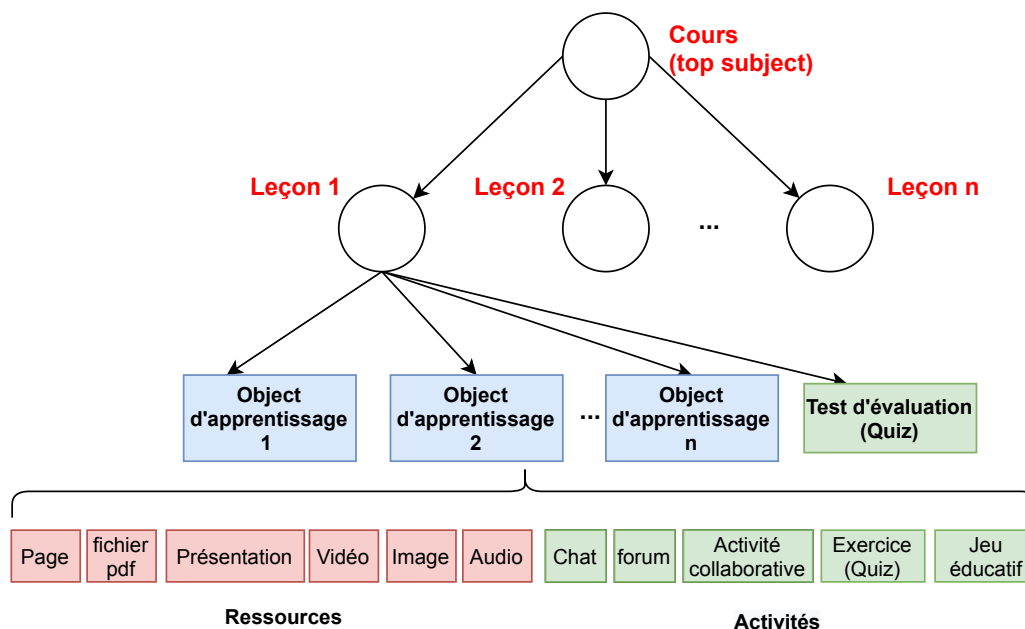


FIGURE 5.3 – Organisation du cours proposé

Une ressource est un élément qu'un enseignant peut utiliser pour soutenir l'apprentissage. Elle peut être :

1. **Un fichier** : il peut être un document PDF, un fichier audio, un fichier vidéo, un fichier image, une présentation sous format powerpoint.
2. **Une page** : où l'apprenant voit un écran unique et défilable que l'enseignant crée avec le robuste éditeur HTML.

Une activité est quelque chose que l'apprenant fait et qui lui permet souvent d'interagir avec d'autres acteurs comme les apprenants et les enseignants. Elle signifie proprement quelque chose dans laquelle les apprenants peuvent contribuer directement. Plusieurs types d'activités peuvent être trouvées dans le cours que nous proposons. Elles sont décrites comme suit :

1. **Activités de communication** : comme le **chat**, qui permet aux utilisateurs (enseignants et apprenants) d'avoir une discussion synchrone en temps réel, ou le **forum** qui permet d'avoir des discussions asynchrones.
2. **Activités de collaboration** : se sont les activités qui permettent aux apprenants de travailler en collaboration en paires ou en groupes afin de résoudre une tâche commune ou atteindre un objectif commun.
3. **Activités d'évaluation** : comme le *quiz* qui permet à l'enseignant de concevoir et de mettre en place des exercices qui peuvent être corrigés automatiquement et pour lesquels un *feedback* et/ou des réponses correctes peuvent être affichées.
4. **Jeu éducatif** : Les jeux éducatifs sont intentionnellement conçus à des fins éducatives. Ils aident les gens à comprendre les concepts, à acquérir des connaissances dans un domaine et à développer des compétences en résolvant des problèmes lorsqu'ils jouent [336].

4.2 Modélisation de l'apprenant

Dans notre approche, plusieurs caractéristiques de l'apprenant sont prises en compte y compris son profil émotionnel pour l'adaptation des ressources de soutien. Il s'agit des informations indépendantes du domaine qui sont les préférences de l'apprenant dont le style d'apprentissage, ses compétences comportementales (décrites dans le profil comportemental) et bien sûr son profil émotionnel. Pour les informations dépendantes du domaine, on trouve les compétences cognitives de l'apprenant décrites dans le profil cognitif. La figure 5.4 illustre les différentes caractéristiques de l'apprenant prises en considération dans notre approche.

4.2.1 Les préférences

Les préférences des apprenants ont une influence sur leurs processus d'apprentissage [337, 338, 339, 340]. Il existe plusieurs modèles développés par beaucoup d'auteurs pour l'extrac-

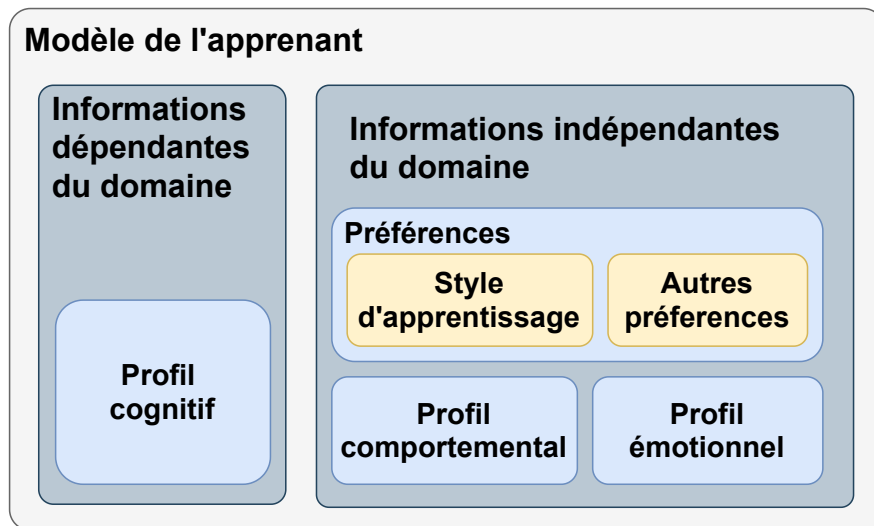


FIGURE 5.4 – Modèle de l'apprenant proposé

tion des styles d'apprentissage et des préférences de l'apprenant. Dans notre approche, nous utilisons le questionnaire VARK (*Visual, Aural, Read, et Kinaesthetic*) [337] qui permet de mesurer l'importance de chacun des quatre styles d'apprentissages suivants : visuel, auditif, textuel et kinétique¹. Le choix de ce questionnaire est dû au fait qu'il permet de découvrir les préférences d'apprentissage d'une manière très simple et facile, mais nous le modifions pour qu'il tienne en considération d'autres préférences dont on a besoin dans notre approche. Aussi, nous supprimons le style "kinétique" que nous n'avons pas besoin. Nous appelons le nouveau questionnaire des préférences : EmoPref (**E**motion **P**références).

Dans ce qui suit, nous résumons les préférences prises en considération, ainsi que la mesure du degré de préférence de chacune d'elles. La figure 5.5 illustre les préférences de l'apprenant abordées.

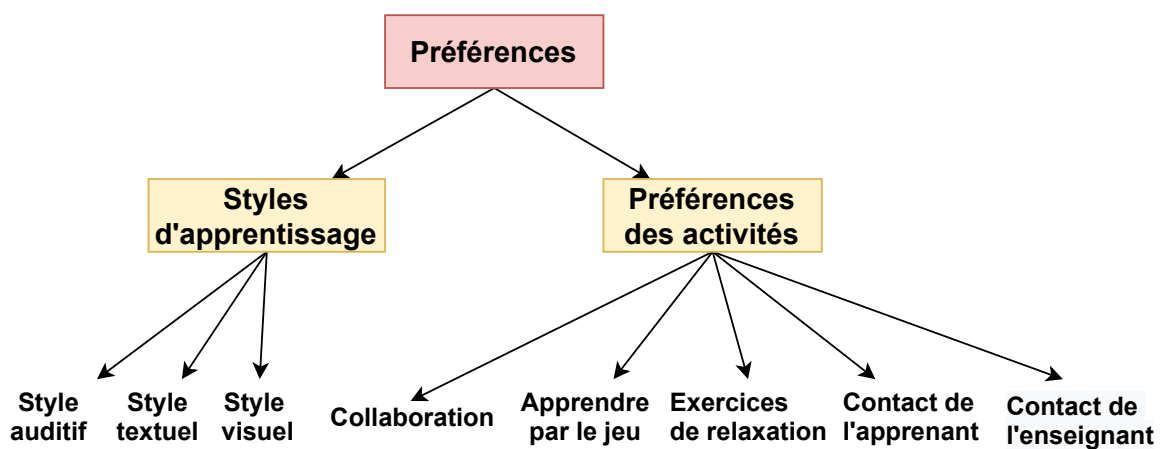


FIGURE 5.5 – Préférences de l'apprenant abordées dans l'approche proposée.

1. La kinésique est un terme qui représente la science des gestes quotidiens et se concentre sur l'étude des gestes des mains, des pieds et de la tête [341]

1. Styles d'apprentissage

Nous tenons compte les trois styles d'apprentissage : visuel, auditif et textuel. Pour mesurer le degré de préférence $degPrefStyle_{sty}(x)$ d'un style sty de l'apprenant x à partir de questionnaire des préférences (voir annexe A section 1), nous comptons les réponses qui indiquent ce style par rapport au total des questions (12 questions).

- a) **Style visuel** ($styVisuel$) : lorsque les informations sont présentées sous forme graphique comme les flèches, les tableaux, les diagrammes, les symboles, etc., les apprenants peuvent mieux retenir les informations et préfèrent probablement les soutiens émotionnels visuels sous forme d'images et des vidéos. La formule suivante permet de calculer le degré de préférence du style visuel par l'apprenant.

$$degPrefStyle_{styVisuel}(x) = \frac{\text{Nombre de réponses indiquant un style visuel}}{12} \quad (5.1)$$

- b) **Style auditif** ($styAuditif$) : les apprenants auditifs préfèrent écouter les informations qui leur sont présentées vocalement pour bien travailler. Ces personnes préfèrent probablement des soutiens émotionnels auditifs sous forme de musiques, paroles, etc. Pour mesurer le degré de préférence du style auditif de l'apprenant, on applique la formule suivante :

$$degPrefStyle_{styAuditif}(x) = \frac{\text{Nombre de réponses indiquant un style auditif}}{12} \quad (5.2)$$

- c) **Style textuel** ($styTextuel$) : les apprenants qui s'intéressent à ce style se débrouillent bien avec les informations écrites sur les feuilles de travail, les présentations et autres ressources de fortes contenus textuels. Ils préfèrent probablement des soutiens émotionnels riches en textes comme les messages de motivation. Nous appliquons la formule ci-dessous afin de mesurer le degré de préférence de ce style :

$$degPrefStyle_{styTextuel}(x) = \frac{\text{Nombre de réponses indiquant un style textuel}}{12} \quad (5.3)$$

2. Préférences des activités

Nous questionnons l'apprenant s'il préfère certaines activités (les exercices de relaxation, les jeux éducatifs, la collaboration et la communication avec les autres) avec le même questionnaire emoPref (voir annexe A section 2). Pour chacune de ces activités, l'apprenant choisit une des cinq réponses qui sont : 1) Oui, je les préfère fortement ; 2) Oui, je les préfère ; 3) Neutre ; 4)

Non, je ne les préfère pas ; 5) Non, je ne les préfère pas du tout. Ces préférences sont résumées comme suit :

- a) **Préférence d'apprendre par les jeux** (*apprJeu*) : en questionnant les apprenants s'ils préfèrent des jeux visant l'apprentissage des compétences et des connaissances et permettant aussi de les motiver à apprendre.
- b) **Préférence de collaboration** (*coll*) : en interrogeant les apprenants s'ils préfèrent réaliser les tâches en collaborant avec les autres apprenants.
- c) **Préférence du contact de l'apprenant** (*contactAppr*) : on posant une question à l'apprenant s'il préfère communiquer et discuter avec les autres apprenants en cas de difficultés.
- d) **Préférence du contact de l'enseignant** (*contactEns*) : on demande à l'apprenant s'il préfère de contacter les enseignants en cas de difficultés d'apprentissage.
- e) **Préférence des exercices de relaxation** (*relax*) : où nous demandons à l'apprenant s'il préfère de pratiquer des exercices de relaxation dans le cas où il est stressé.

Pour mesurer le degré de préférence $degPrefAct_{act}(x)$ d'une activité *act* de l'apprenant *x*, nous utilisons la formule suivante :

$$degPrefAct_{act}(x) = \frac{numRéponse(numQuestion(act)) - 1}{4} \quad (5.4)$$

Avec $numQuestion(act)$: numéro de la question sur la préférence de l'activité *act* dans le questionnaire EmoPref; $numRéponse(numQuestion)$: le numéro de la réponse choisie, on soustrait 1 et on divise par 4 pour normaliser le degré de préférence et le rendre entre 0 et 1

Exemple : on veut calculer de degré de préférence d'apprendre avec les jeux. L'apprenant répond à la question 13, donc on a $numQuestion(apprJeu) = 13$. Si cet apprenant répond par exemple avec le deuxième choix qui est "Non, je ne les préfère pas", alors $numRéponse(13) = 2$. On trouve donc le degré de préférence d'apprendre avec les jeux $degPrefAct_{apprJeu}(x) = \frac{2-1}{4} = 0.25$.

4.2.2 Profil comportemental

Ce profil désigne l'ensemble des comportements sociaux générés par l'apprenant. Il existe plusieurs approches pour étudier et déduire le comportement d'un utilisateur. Nous mettons l'accent sur le profil comportemental des apprenants qui ont interagi avec le système de notre

étude. Nous nous sommes concentrés sur plusieurs types d'interactions qui sont les interactions apprenant-apprenant et apprenant-enseignant.

Pour cela, nous avons utilisé les indicateurs suivants pour créer le profil comportemental :

- Le nombre total des messages envoyés et reçus par l'apprenant aux acteurs du système.
- Le nombre total des évaluations par "j'aime/je n'aime pas" des ressources et des activités du système.
- Le nombre total des questions posées dans le forum et celles des commentaires.

Pour déduire le **profil comportemental** $PO(x)$ de l'apprenant x , nous calculons le nombre total des interactions définies ci-dessous par rapport au nombre total des interactions établies par tous les acteurs dans le système. La formule qui permet cette déduction est définie comme suit :

$$PO(x) = \frac{\text{Nombre d'interactions effectuées par l'apprenant } x}{\text{Nombre total d'interactions dans le système}} \quad (5.5)$$

Nous classons les apprenants selon leurs profils comportementaux dans l'une des quatre classes suivantes (inspiré de [50]) :

- Apprenant très isolé ($0 \leq PO(x) < 0.25$);
- Apprenant isolé ($0.25 \leq PO(x) < 0.5$);
- Apprenant peu dynamique ($0.5 \leq PO(x) < 0.75$);
- Apprenant dynamique ($0.75 \leq PO(x) \leq 1$);

4.2.3 Profil cognitif

Nous désignons par le profil cognitif d'un apprenant, son niveau de maîtrise des connaissances dans le domaine. On met à jour ce profil si l'apprenant passe un test d'évaluation à la fin de chaque leçon (voir section 4.1 : organisation du cours). **Le profil cognitif** $PC(x)$ de l'apprenant x sera calculé par la formule suivante :

$$PC(x) = \frac{1}{k+1} \sum_{i=1}^k PC_i(x) + PC_{init}(x) \quad (5.6)$$

avec :

k : le nombre de leçons validées par l'apprenant ;

$PC_{init}(x)$: le profil cognitif initial de l'apprenant (voir section 4.2.5) ;

$PC_i(x)$: le profil cognitif de la leçon i sera calculé après avoir passé un test d'évaluation de ce chapitre par la formule suivante :

$$PC_i(x) = \frac{\text{Nombre de bonnes réponses}}{\text{Nombre total de questions dans le test d'évaluation de la leçon } i} \quad (5.7)$$

Nous classons les apprenants selon leurs profils cognitifs en quatre classes [44] :

- faible ($0 \leq PC(x) < 0.4$) ;
- moyen ($0.4 \leq PC(x) < 0.6$) ;
- bon ($0.6 \leq PC(x) < 0.8$) ;
- excellent ($0.8 \leq PC(x) \leq 1$).

4.2.4 Profil émotionnel

Le profil émotionnel désigne l'ensemble d'informations sur les caractéristiques émotionnelles de l'apprenant, comme nous avons montré dans le chapitre 4, nous extrayons ces informations émotionnelles à partir des expressions faciales du visage de l'apprenant.

Après chaque utilisation d'une activité pédagogique par l'apprenant, son profil émotionnel sera mis à jour par l'état émotionnel de l'apprenant qui désigne l'expression faciale la plus reconnue durant l'utilisation de cette activité. Le profil émotionnel de l'apprenant sera donc mis à jour par l'une des émotions suivante : **tristesse, peur, dégoût, colère, joie, surprise et neutre**.

Dans le chapitre 4, nous avons proposé une modélisation de l'émotion de l'apprenant, nous avons également quantifié l'émotion de l'apprenant reconnue durant l'utilisation de l'activité pédagogique en calculant le degré émotionnel de positivité $degEmoPos(x)$ de l'apprenant x . Cette valeur est entre 0 et 1 et elle représente le taux de sentiments positifs pendant l'utilisation d'une activité, nous mesurons **le profil émotionnel $PE(x)$ de l'apprenant x** par cette valeur :

$$PE(x) = degEmoPos(x) \quad (5.8)$$

Pour plus de détails sur la modélisation de l'émotion de l'apprenant proposée, voir le chapitre 4.

4.2.5 Initialisation des profils de l'apprenant

L'un des principaux problèmes du modèle de l'apprenant proposé est le manque d'informations accessibles à un nouvel apprenant, connu dans la littérature sous le nom de problème de démarrage à froid [342]. Pour résoudre ce dernier, nous proposons des solutions pour chacun des profils de l'apprenant afin de les initialiser. Les stratégies utilisées pour extraire le profil initial de chaque profil sont présentées dans la figure 5.6 comme indiqué ci-dessous.

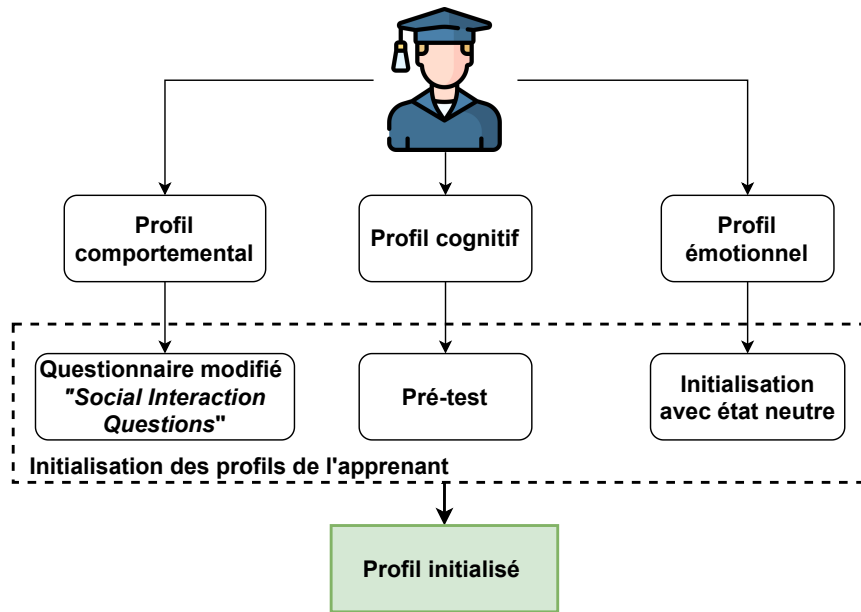


FIGURE 5.6 – Stratégies utilisées d'initialisation des profils de l'apprenant.

4.2.5.1 Initialisation du profil cognitif

Le pré-test est la manière la plus appliquée pour mesurer les connaissances pré-requises de l'apprenant dans le domaine. Pour cela, nous utilisons un pré-test afin d'initialiser le profil cognitif de l'apprenant. Il est calculé par la formule suivante.

$$PC_{init}(x) = \frac{\text{Nombre total des réponses correctes}}{\text{Nombre total des questions du pré-test}} \quad (5.9)$$

4.2.5.2 Initialisation du profil comportemental

Nous initialisons le profil comportemental de l'apprenant en utilisant un questionnaire inspiré de la société de développement des enquêtes en lignes *SurveyMonkey*² sous le nom de *Social Interaction Questions*. Les questionnaires de cette société sont utilisés par plusieurs chercheurs dans le domaine de l'éducation [343, 344]. Le questionnaire est abordé dans l'annexe B

2. SurveyMonkey offre des sondages en ligne qui vous aide à créer et à exécuter des sondages professionnels en ligne. Elle est très puissante et bien connue.

Dans le but de calculer le profil comportemental initial, l'apprenant répond à chacune des questions du questionnaire et à chaque réponse, on attribue une note (entre 0 et 1 ; voir aussi l'annexe B). La somme des notes obtenues sur le total des questions sera la valeur initiale du profil comportemental $PO_{init}(x)$ de l'apprenant x .

$$PO_{init}(x) = \frac{\text{la somme des notes de chaque réponse}}{\text{le nombre de questions (cad 6)}} \quad (5.10)$$

4.2.5.3 Initialisation du profil émotionnel

Puisque l'état émotionnel de la personne change rapidement d'un instant à l'autre, on voit bien qu'il n'est pas utile de proposer toute une approche d'initialisation du profil émotionnel de l'apprenant, alors, nous décidons d'initialiser l'émotion de l'apprenant avec l'état neutre. Le degré émotionnel de positivité est fixé donc par 0.5.

$$PE_{init}(x) = 0.5 \quad (5.11)$$

4.3 Ressources de soutien proposées

Les ressources de soutien sont les ressources et les activités qui peuvent soutenir l'apprenant de s'en sortir de son état difficile et permettre de le motiver. Elles sont adaptées à l'apprenant en fonction de ses préférences, de ses profils émotionnel, comportemental et cognitif. Pour cela, on définit le **degré de pertinence (DP)** qui décrit la pertinence de la ressource de soutien qui répond aux exigences psychologiques et pédagogiques de cet apprenant. Plus cette valeur est grande, plus il y a de chances que cette RS sera recommandée.

Les RS sont incluses dans l'ensemble des ressources et des activités du cours, c'est-à-dire qu'un sous ensemble des ressources et activités seront proposées comme des ressources de soutien à l'apprenant pour chaque leçon. Dans ce qui suit, nous décrivons en détails les ressources de soutien proposées. Nous les classons en RS psychologique, pédagogique ou hybride (voir figure 5.7).

4.3.1 Ressources de soutien pédagogique

Le but de ces RS est de maintenir les apprenants engagés dans le processus d'apprentissage. Elles permettent d'aider l'apprenant à acquérir de nouvelles compétences et connaissances liées à son domaine pour qu'il puisse poursuivre son parcours. En outre, ces ressources permettent de créer des expériences d'apprentissage positives. Ces RS que nous proposons sont :

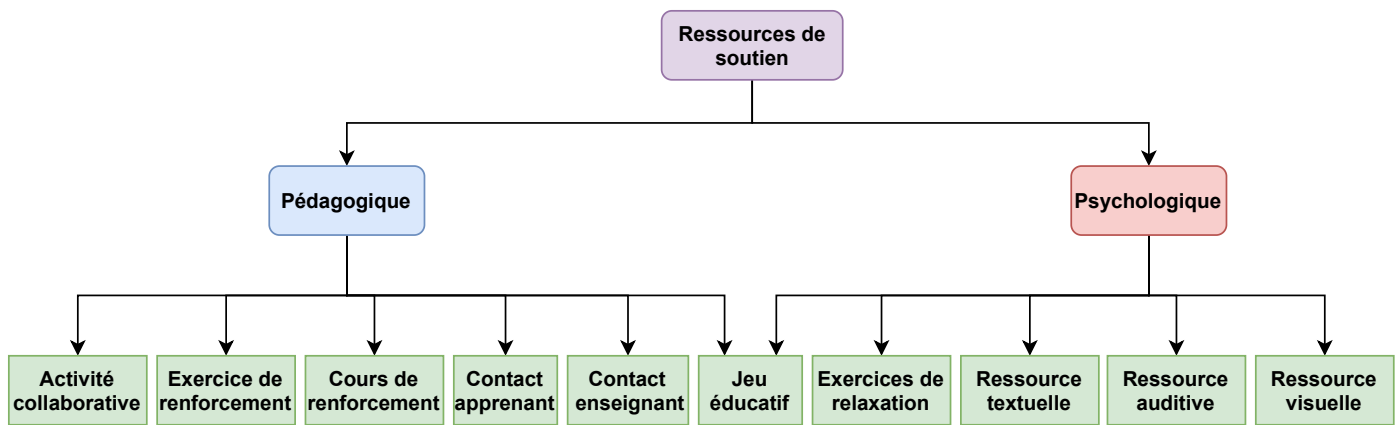


FIGURE 5.7 – Organisation des ressources de soutien

1. **Activité collaborative** (*actColl*) : Leur but sera d'aider et soutenir les apprenants à résoudre leurs activités en travaillant en groupe et en distribuant les tâches. On peut proposer comme activité collaborative, par exemple des exercices à résoudre avec le langage C en fournissant d'un éditeur et un compilateur de code pour une collaboration en temps réel, où les modifications apportées à un fichier source sont immédiatement répercutées sur les autres apprenants du même groupe qui accèdent au même fichier.
2. **Activité de renforcement** : ces activités peuvent aider l'apprenant à améliorer ses connaissances et ses compétences dans la leçon en cours afin qu'il puisse réussir à passer le test d'évaluation. Ces activités peuvent être des **cours de renforcement** (*coursRenf*) ou des **exercices de renforcement** (*exoRenf*) sous forme de *quiz*.
3. **Contact de l'apprenant** (*contactAppr*) : c'est une activité de communication qui permet à l'apprenant de contacter ses homologues s'il rencontre des difficultés quelconques.
4. **Contact de l'enseignant** (*contactEns*) : c'est une activité de communication qui permet à l'apprenant de contacter ses enseignants qui peuvent l'aider à apprendre.

4.3.2 Ressources de soutien psychologiques

Ces RS offrent des soutiens psychologiques aux apprenants où elles permettent de promouvoir la santé émotionnelle, aider les apprenants à faire face au stress et améliorer le bien-être psychologique. Elles visent à régulariser les émotions pendant le processus d'apprentissage, ce qui les rend plus efficaces. Nous trouvons :

1. **Ressource visuelle** (*ressVis*) : les ressources visuelles de tout genre peuvent divertir l'apprenant en cas de difficulté psychologique ou être un stimulus visuel, par exemple : des figures de nature, des mèmes³, des films, des blagues vidéos, etc.
3. **Un mème** est une image ou une vidéo qui représente les pensées et les sentiments d'un public spécifique.

2. **Ressource auditive** (*ressAud*) : ces ressources motivent l'apprenant ou réduire son stress. Elles peuvent être des blagues sous forme audio, des musiques à haute rythme, des musiques douces, etc.
3. **Ressource textuelle** (*ressTxt*) : les contenus textuels en tout genre peuvent calmer ou motiver l'apprenant, par exemple, l'utilisation des messages texte pour calmer l'apprenant qui contiennent des mots comme calmez-vous! relaxe! allez doucement!
4. **Exercice de relaxation** (*exoRlx*) : Il vise à rééquilibrer le système nerveux, réorganiser les pensées, réduire le stress, augmenter la concentration, diminuer la fatigue, améliorer l'humeur et diminuer les douleurs physiques et les tensions musculaires [24]. Les étapes de l'exercice de relaxation peuvent être résumées comme suit : 1) respiration : bouche fermée, inspirez par le nez pendant 2 à 3 secondes, puis bouche fermée, retenez l'air pendant 2-3 secondes, enfin expirez par la bouche pendant 4-5 secondes ; 2) choisissez un environnement calme, ni trop froid ni trop chaud ; 3) habillez-vous confortablement avec des vêtements amples et enlevez vos chaussures ; 4) s'asseoir sur une surface confortable ; 5) détendez vos muscles ; 6) pensez positivement ; 7) fermez les yeux et restez ainsi en respirant calmement et profondément [24]. On note que ces exercices de relaxation sont présentés dans une page avec des images illustratives.

4.3.3 Ressources de soutien hybride

Ce sont les RS qui offrent à la fois des soutiens émotionnels et pédagogiques.

- **Jeu éducatif** (*jeuEduc*) : Plusieurs jeux éducatifs existent sous forme de plugin sous Moodle où nous choisissons *sudoku*, les mots croisés, *Snake* et *Millionaire*. Par exemple, le puzzle de *sudoku* où il n'a pas assez de chiffres pour permettre de le résoudre, pour chaque question, si l'apprenant répond correctement, un numéro supplémentaire est inséré dans le puzzle pour le rendre plus facile à résoudre.

4.4 Critères d'adaptation et leurs coefficients d'importances

L'adaptation des ressources de soutien est basée sur un ensemble de critères d'adaptation qui doivent être pris en compte pour adapter ce qui va soutenir l'apprenant pour qu'il puisse s'en sortir de son état difficile. Ces critères sont :

1. **Le degré de pertinence initial de la RS** ($dpInit_{rs}$) : lors de la création d'un nouveau compte d'un apprenant, le degré de pertinence initial de chaque ressource de soutien sera initialisé en fonction du profil initial de l'apprenant et de ses préférences.

2. **L'historique des degrés de pertinence de la RS ($dpHist_{rs}$)** : en prenant en compte seulement des k derniers DP stockés dans la pile des degrés de pertinence de la RS pour cet apprenant.
3. **Le profil émotionnel de l'apprenant ($PE(x)$)** : on va tenir compte du profil émotionnel actuel de l'apprenant pour mesurer la pertinence des RS que ce profil a une influence sur elles. Il se peut que des RS aident l'apprenant à améliorer son profil émotionnel en réduisant les émotions négatives et par conséquent améliorer l'apprentissage de l'apprenant. Donc ce critère jouera un rôle dans la pertinence de ces RS.
4. **Le profil cognitif de l'apprenant ($PC(x)$)** : les exigences de l'apprenant peuvent être en relation avec ce profil. Il se peut que des RS l'aident à améliorer ses connaissances et son profil cognitif et par conséquent soutenir l'apprenant en cas de blocage dans son processus d'apprentissage.
5. **Le profil comportemental de l'apprenant ($PO(x)$)** : il faut prendre en considération ce profil afin d'adapter les RS qui peuvent aider l'apprenant à sortir de son isolation si c'est le cas.

Chacun de ces critères a de l'importance qui diffère d'une RS à une autre. Pour une RS donnée, on attribue **un coefficient d'importance CI** pour chacun de ces critères. Nous allons expliquer en détail l'initialisation des coefficients d'importance et comment pondérer ces coefficients durant l'exécution du processus d'adaptation.

4.4.1 Initialisation des coefficients d'importance

Pour le critère "**le degré de préférence initial $dpInit$** ", nous initialisons son coefficient d'importance $ci_{dpInit,rs}$ d'une ressource de soutien rs par une valeur faible $ci_{dpInit,rs} = 1$. L'importance principale de ce critère est le démarrage du système. Au fur et à mesure, les profils et les préférences de l'apprenant changent, c'est pour cela, on ne leur donne pas une très grande importance.

Concernant le critère "**l'historique des degrés de pertinence**" $dpHist$, nous l'initialisons avec $ci_{dpHist,rs} = 1$ pour toutes les ressources de soutien. L'historique est important car il permet de mesurer réellement la pertinence de la RS pour l'apprenant. Par exemple si la RS de jeu éducatif n'a pas aidé l'apprenant (i.e. avec un DP faible), mais l'historique des DP de cette RS montre que la pertinence est grande, alors il y a une chance que cette RS va l'aider prochainement. Nous tenons compte seulement des trois derniers DP stockés dans la pile des DP de la RS, donc $k = 3$.

Concernant l'influence des profils cognitif, comportemental et émotionnel sur les différents types de RS, elle est résumée dans la figure 5.8. Pour toutes ces RS, le **profil émotionnel** est pris en considération. Il est difficile de distinguer les RS qui peuvent aider à améliorer l'état émotionnel de l'apprenant, mais les ressources de soutien psychologiques sont spécifiées justement pour motiver l'apprenant et pour le divertir si son état émotionnel est négatif. C'est pour cette raison que le CI de ce critère sera grand pour les RS psychologiques par rapport aux ressources de soutien pédagogique. Pourtant, on ne peut pas négliger ce critère pour ces derniers.

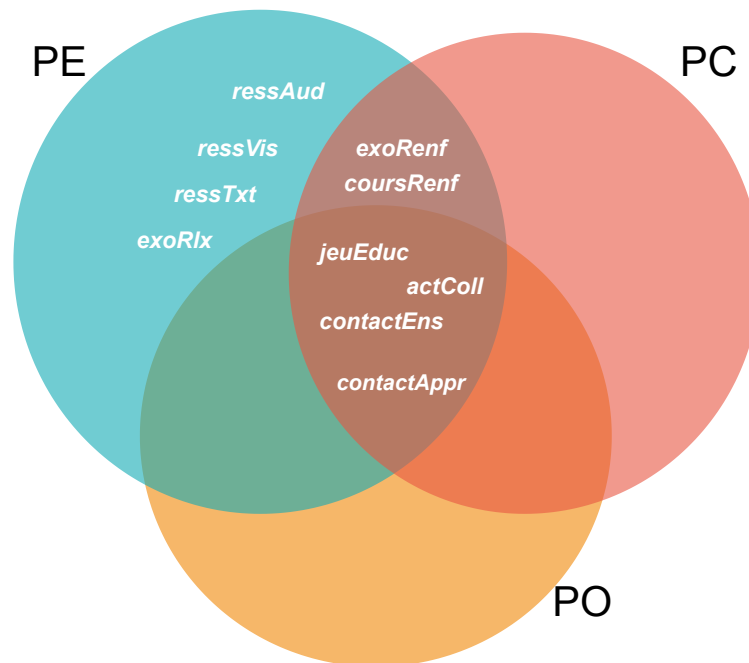


FIGURE 5.8 – L'influence des profils de l'apprenant sur les différents types de RS

1. **Jeu éducatif (*jeuEduc*)** : il y a peut-être une influence de l'aspect cognitif. Elle va peut-être aider l'apprenant à améliorer son profil cognitif. Pour le profil comportemental, il n'y a pas probablement d'influence. Nous initialisons pour cela $ci_{PE,jeuEduc} = 4$; $ci_{PC,jeuEduc} = 3$; $ci_{PO,jeuEduc} = 1$.
2. **Activité collaborative (*actColl*)** : elle va probablement améliorer ses compétences cognitives et le rend interactif car il va se frotter avec les autres apprenants dans son groupe. Nous initialisons donc $ci_{PE,actColl} = 3$; $ci_{PC,actColl} = 2$; $ci_{PO,actColl} = 2$.
3. **Contact de l'apprenant (*contactAppr*)** : l'aide de l'apprenant va éventuellement permettre d'améliorer le profil cognitif de l'apprenant. Par défaut, on néglige le profil comportemental de l'apprenant pour cette RS. Nous initialisons $ci_{PE,contactAppr} = 4$; $ci_{PC,contactAppr} = 3$; $ci_{PO,contactAppr} = 1$.

4. **Contact de l'enseignant (*contactEns*)** : l'assistance de l'enseignant va peut-être soutenir l'apprenant à améliorer ses compétences cognitives. Par défaut, on néglige le profil comportemental de l'apprenant pour cette ressource de soutien. Nous initialisons $c_{PE,contactEns} = 4$; $c_{PC,contactEns} = 3$; $c_{PO,contactEns} = 1$.
5. **Exercice de renforcement (*exoRenf*)** : ces activités vont vraisemblablement aider l'apprenant et améliorer son profil cognitif. Nous initialisons $c_{PE,exoRenf} = 3$; $c_{PC,exoRenf} = 3$; $c_{PO,exoRenf} = 0$.
6. **Cours de renforcement (*coursRenf*)** : même chose, ces RS vont probablement améliorer le profil cognitif de l'apprenant. On choisit $c_{PE,coursRenf} = 3$; $c_{PC,coursRenf} = 3$; $c_{PO,coursRenf} = 0$.
7. **Ressources textuelles (*ressTxt*)** : elles sont en relation directe seulement avec le profil émotionnel de l'apprenant. Si elles sont capable de réduire l'émotion négative de l'apprenant, elles auront plus de chance d'être recommandées. Nous initialisons $c_{PE,ressTxt} = 6$; $c_{PC,ressTxt} = 0$; $c_{PO,ressTxt} = 0$.
8. **Ressources visuelles (*ressVis*)** : même chose, elles ont une relation avec le profil émotionnel de l'apprenant seulement. Nous initialisons $c_{PE,ressVis} = 6$; $c_{PC,ressVis} = 0$; $c_{PO,ressVis} = 0$.
9. **Ressources auditives (*ressAud*)** : même chose, la relation est seulement avec le profil émotionnel de l'apprenant. Nous initialisons $c_{PE,ressAud} = 6$; $c_{PC,ressAud} = 0$; $c_{PO,ressAud} = 0$.
10. **Exercice de relaxation (*exoRlx*)** : le rôle de cet exercice est de réduire les émotions négatives en réduisant son stress, il est en relation directe exclusivement avec le profil émotionnel. Nous initialisons pour cela, $c_{PE,exoRlx} = 7$; $c_{PC,exoRlx} = 0$; $c_{PO,exoRlx} = 0$.

On peut résumer les valeurs des coefficients d'importance initiales que nous avons estimées par le tableau 5.1.

4.4.2 Tableau de bord de pondération des coefficients d'importance

Durant l'exécution du processus d'adaptation, on peut tomber dans une situation qu'il y a des critères d'adaptation qui ont plus ou moins d'influence sur une des RS, et que les coefficients d'importance initiaux de ces ressources ne sont pas bien représentatifs. Afin de résoudre ce problème, on propose un prototype de **tableau de bord**, où ce dernier va permettre à l'administrateur du système de pondérer les coefficients d'importance de chacune des ressources de

Type de RS	$ci_{PE,rs}$	$ci_{PC,rs}$	$ci_{PO,rs}$	$ci_{dpInit,rs}$	$ci_{dpHist,rs}$
Jeu éducatif	4	3	1	1	1
Activité collaborative	3	2	2	1	1
Contact de l'apprenant	4	3	1	1	1
Contact de l'enseignant	4	3	1	1	1
Exercice de renforcement	3	3	0	1	1
Cours de renforcement	3	3	0	1	1
Ressource textuelle	6	0	0	1	1
Ressource visuelle	6	0	0	1	1
Ressource auditive	6	0	0	1	1
Exercice de relaxation	7	0	0	1	1

TABLE 5.1 – Valeurs initiales des coefficients d'importance des RS

soutien existantes. Pour cela, il consulte des graphiques du progrès des profils émotionnel (PE), comportemental (PO) et cognitif (PC) des différents apprenants, ensuite, il analyse l'impact de la sélection de la ressource de soutien sur les profils de l'apprenant avant qu'il puisse mettre à jour ces coefficients. La figure 5.9 montre un prototype basse fidélité de ce tableau de bord.

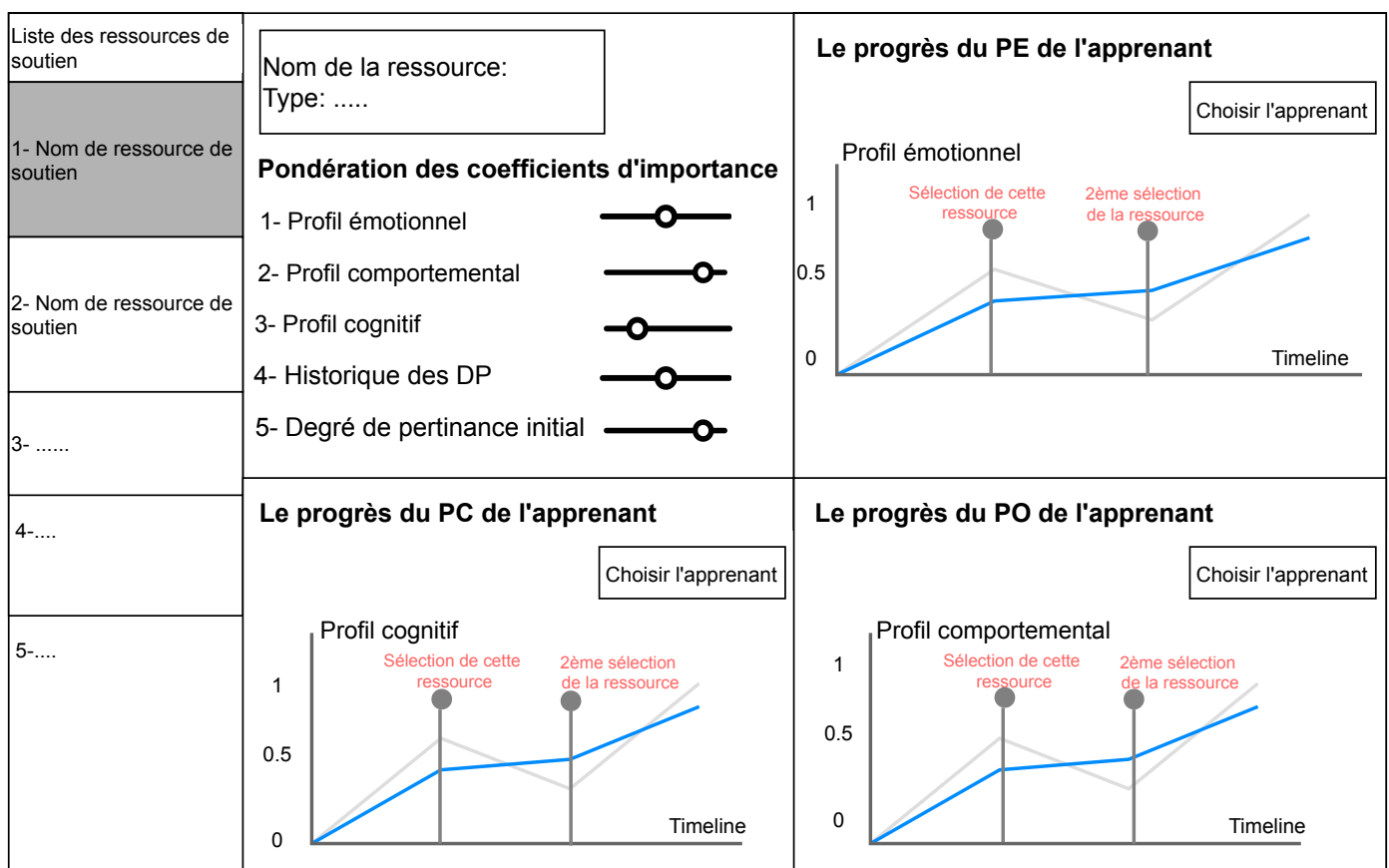


FIGURE 5.9 – Prototype de tableau de bord de pondération des coefficients d'importance des RS

4.5 Description du processus d'adaptation des ressources de soutien

Nous décrivons dans ce qui suit notre processus d'adaptation des ressources de soutien à base d'émotion. Le but est de recommander aux apprenants les n -premières ressources de soutien ordonnées par degré de pertinence de ces RS. Les étapes de ce processus peuvent se résumer en trois étapes comme suit :

4.5.1 Initialisation des degrés de pertinence des ressources de soutien

Pour faire face au démarrage à froid, les degrés de pertinence des RS doivent être initialisés. La figure 5.10 décrit ce processus d'initialisation. Afin d'accomplir cette tâche, on initialise d'abord les profils de l'apprenant à savoir le profil cognitif $PC_{init}(x)$, comportemental $PO_{init}(x)$ et émotionnel $PE_{init}(x)$ comme cela est montré dans la section 4.2.5. Aussi, l'information sur la préférence de la RS est incluse dans le DP initial. Pour cela, nous calculons les degrés de préférences des différents styles d'apprentissage visuel $degPrefStyle_{styVisuel}(x)$, auditif $degPrefStyle_{styAuditif}(x)$ et textuel $degPrefStyle_{styTextuel}(x)$. En outre, nous calculons celui des activités $degPrefAct_{act}(x)$ (voir section 4.2.1). Toutes ces informations du modèle de l'apprenant sont impliquées pour calculer les degrés de pertinence initiaux des différentes RS comme cela est montré dans le tableau 5.2.

Dans l'initialisation des DP, nous considérons pour chaque RS que les profils qui ont des influences sur cette RS comme il est illustré dans la figure 5.8. Nous tenons compte de l'inverse des profils, par exemple, si le profil cognitif initial $PC_{init}(x)$ est faible, les RS que ce profil ait une influence sont les plus pertinentes comme les exercices de renforcement, les jeux éducatifs, etc. Dans l'initialisation, nous ne pouvons pas proposer à un apprenant avec un PC fort ces ressources de soutien, contrairement durant le processus d'adaptation, où les RS pertinentes sont celles qui augmentent ce profil. Il y a une relation directe entre le PC et la pertinence des RS, celles qui améliorent le PC sont les plus pertinentes qui peuvent aider l'apprenant une autre fois.

Pour les styles d'apprentissage, nous allons prendre en considération les RS de type ressource visuelle, textuelle et auditive. Cela va permettre aux RS avec le style préféré de l'apprenant d'être recommandées, par exemple, si l'apprenant préfère le style auditif, il y a une grande chance que des RS comme la musique douce, les blagues audio, etc. seront recommandées. À propos des préférences des activités, si par exemple, l'apprenant préfère la collaboration avec les autres apprenants, le DP initial de la RS de type exercice collaboratif va probablement être élevé et par conséquent cette RS va être recommandée.

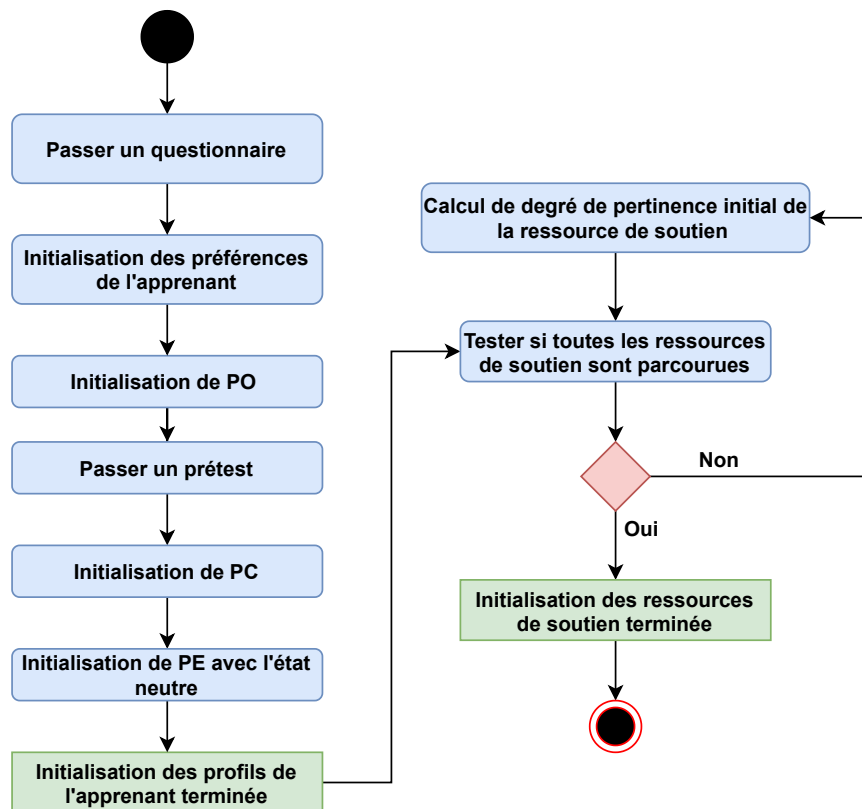


FIGURE 5.10 – Processus d'initialisation des différentes ressources de soutien

Ensuite, on calcule pour chaque ressource de soutien son degré de pertinence initial. Le tableau 5.2 montre les formules pour le calcul des DP initiaux $dpInitial$ de ces RS, avec les préférences et les profils concernés. Enfin, nous ordonnons ces RS par ordre décroissant de ces valeurs afin de recommander à l'apprenant au début de son processus d'apprentissage les n -premières ressources de soutien.

RS	Préférence	Profils concernés	Formule de $dpInitial$
<i>jeuEduc</i>	Apprendre avec les jeux	PC, PE, PO	$\frac{1}{4}(degPrefAct_{apprJeu}(x) + (1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)) + (1 - PO_{init}(x)))$
<i>actColl</i>	Collaboration	PC, PE, PO	$\frac{1}{4}(degPrefAct_{coll}(x) + (1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)) + (1 - PO_{init}(x)))$
<i>contactAppr</i>	Contact de l'apprenant	PC, PE, PO	$\frac{1}{4}(degPrefAct_{contactAppr}(x) + (1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)) + (1 - PO_{init}(x)))$
<i>contactEns</i>	Contact de l'enseignant	PC, PE, PO	$\frac{1}{4}(degPrefAct_{contactEns}(x) + (1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)) + (1 - PO_{init}(x)))$
<i>exoRenf</i>	/	PC, PE	$\frac{1}{2}((1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)))$
<i>coursRenf</i>	/	PC, PE	$\frac{1}{2}((1 - PC_{init}(x)) + (1 - PE_{init}(x)))$
<i>ressTxt</i>	Style textuel	PE	$\frac{1}{2}(degPrefStyle_{styTextuel}(x) + (1 - PE_{init}(x)))$
<i>ressVis</i>	Style visuel	PE	$\frac{1}{2}(degPrefStyle_{styVisuel}(x) + (1 - PE_{init}(x)))$
<i>ressAud</i>	Style auditif	PE	$\frac{1}{2}(degPrefStyle_{styAuditif}(x) + (1 - PE_{init}(x)))$
<i>exoRlx</i>	Exercice de relaxation	PE	$\frac{1}{2}(degPrefAct_{relax}(x) + (1 - PE_{init}(x)))$

TABLE 5.2 – Profils, préférences concernées, et les formules de calcul des DP initiaux des différentes RS

4.5.2 Sélection des ressources de soutien

Les ressources de soutien sélectionnées sont prises en compte dans le processus d'adaptation (c'est à dire, on met à jour leurs degrés de pertinence). L'apprenant peut utiliser à tout moment les ressources de soutien recommandées. Pour dire qu'une ressource de soutien est sélectionnée (activée), l'apprenant doit l'utiliser pour une certaine durée. On peut définir cette durée par **la durée minimale pour l'activation de la RS** $dureeMinActivation_{rs}$. Cette valeur va nous permettre de prédire si l'apprenant a vraiment utilisé cette RS ou non. Par exemple, si la durée minimale de l'utilisation d'une RS comme une musique douce est 40 secondes et l'apprenant à écouté que 10 secondes (c'est à dire il l'a utilisée pendant 10 secondes, $dureeActuelleUtilisation(rs) = 10$), on peut pas dire que cet apprenant a utilisé cette RS et par conséquent, on ne la considère pas comme sélectionnée (activée). Donc la valeur de $dureeMinActivation_{rs}$ dépend exclusivement du contenu de cette RS. Pour cela, ces valeurs pour toutes les RS vont être estimées par l'administrateur lors de la création de ces RS.

D'autre part, l'effet émotionnel, comportemental ou cognitif des ressources de soutien sélectionnées par l'apprenant ne va pas durer toujours. Pour cette raison, on définit **la durée maximale d'activation de la RS** $dureeMaxActivation_{rs}$ qui est la durée pendant laquelle la RS reste active (sélectionnée). Cette valeur dépend directement du type de la RS. Par exemple, l'exercice de relaxation va peut-être réduire le stress de l'apprenant mais pour une courte période, on ne peut pas dire qu'après une semaine, cette RS a l'aidé et par consé-

quent on la recommande! Le degré de pertinence des RS va donc être mis à jour que durant cette période d'activation, c'est-à-dire tant que la durée actuelle d'activation de la RS $dureeActuelleActivation(rs)$ est inférieure à $dureeMaxActivation_{rs}$, sinon la ressource de soutien devient non active. Notons que l'administrateur lors de la création de la RS, il va estimer cette durée $dureeMaxActivation_{rs}$.

La figure 5.11 illustre le processus de l'activation et la désactivation de la ressource de soutien sous forme de diagramme des états.

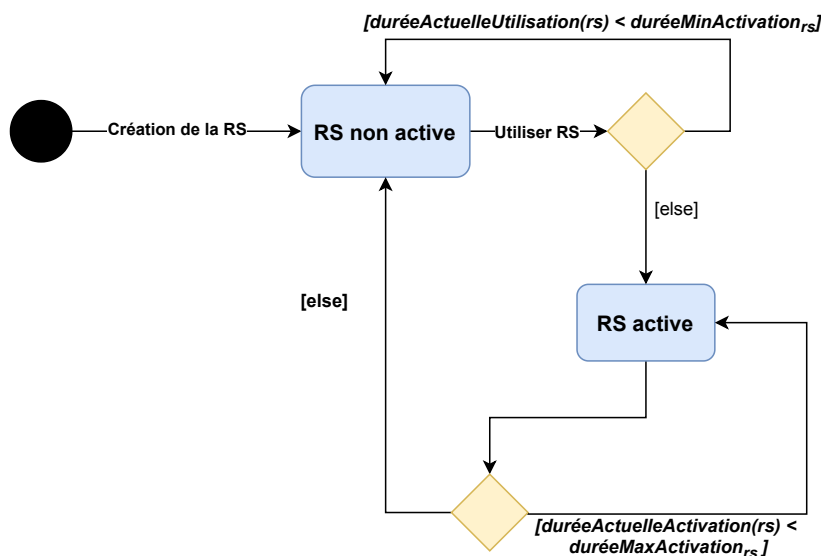


FIGURE 5.11 – Diagramme des états de la ressource de soutien depuis sa création

4.5.3 Lancement des activités et adaptation des RS

Durant son parcours, l'apprenant peut utiliser plusieurs types d'activités (voir section 4.1). S'il lance une activité d'apprentissage, d'évaluation ou de collaboration, le module de reconnaissance des expressions faciales se lance durant une période en relation avec le type de l'activité, afin de mettre à jour le profil émotionnel de cet apprenant, comme cela est déjà montré dans la section 5 du chapitre 4. En parallèle, l'utilisation de ces quatre types d'activités génèrent des interactions qui mettent à jour les profils cognitif et comportemental de l'apprenant. Une activité d'évaluation comme le **quiz** permet de mettre à jour le profil cognitif de l'apprenant. Une activité de communication comme le chat modifie les informations sur le comportement de l'apprenant (profil comportemental).

Quand l'apprenant termine une activité, les degrés de pertinence des ressources qui sont sélectionnées (actives) vont être mis à jour en fonction du nouveau renouvellement des différents profils de l'apprenant. Nous mettons à jour le degré de pertinence dp_{rs} de la ressource de soutien rs par la formule suivante :

$$dp_{rs} = \frac{ci_{PE,rs}PE(x) + ci_{PC,rs}PC(x) + ci_{PO,rs}PO(x) + ci_{dpHist,rs}\frac{1}{k}\sum_{i=1}^k dpHist_{rs}[i] + ci_{dpInit,rs}dpInit_{rs}}{ci_{PE,rs} + ci_{PC,rs} + ci_{PO,rs} + ci_{dpHist,rs} + ci_{dpInit,rs}} \quad (5.12)$$

Avec :

$PE(x)$: Le profil émotionnel actuel de l'apprenant x

$PC(x)$: Le profil cognitif actuel de l'apprenant x .

$PO(x)$: Le profil comportemental actuel de l'apprenant x .

$dpHist_{rs}$: L'historique des degrés de pertinence de la ressource de soutien rs générés. Nous tenons compte des k dernières mise à jour de DP de cette RS. Après plusieurs expérimentations, nous fixons $k = 3$. Si la taille de la pile des DP de la ressource de soutien est strictement inférieure à 3, alors la valeur de k est égale à la taille de cette pile.

$dpInit_{rs}$: Le degré de pertinence initial de la ressource de soutien rs .

$ci_{PE,rs}$: Le coefficient d'importance du profil émotionnel pour la ressource de soutien rs .

$ci_{PC,rs}$: Le coefficient d'importance du profil cognitif pour la ressource de soutien rs .

$ci_{PO,rs}$: Le coefficient d'importance du profil comportemental pour la ressource de soutien rs .

$ci_{dpHist,rs}$: Le coefficient d'importance de l'historique des DP pour la ressource de soutien rs .

$ci_{dpInit,rs}$: Le coefficient d'importance du degré de pertinence initial pour la ressource de soutien rs .

L'algorithme 2 montre la mise à jour des ressources de soutien sélectionnées (actives) après avoir lancé une activité.

Les ressources de soutien vont être donc adaptées, en recommandant à l'apprenant les n -premières ressources de soutien les plus pertinentes, c'est-à-dire celles qui ont le degré de pertinence le plus élevé. Le processus ensuite se relance, l'apprenant choisit les RS qu'il veut et elles seront adaptées en fonction des mises à jour des différents profils de l'apprenant lors de l'utilisation des différentes activités pédagogiques du cours. La figure 5.12 illustre le diagramme d'activité qui décrit le processus d'adaptation des ressources de soutien de l'apprenant.

4.6 Exemple illustratif du processus d'adaptation à base d'émotion

Le tableau 5.5 présente un exemple d'un scénario d'utilisation de notre approche d'adaptation de dix ressources de soutien en basant sur les différentes informations du modèle de

Algorithme 2 Mise à jour des degrés de pertinence des RS sélectionnées**Entrées:** L'apprenant x ; RS actives $listeRSActive = \{rs_1, rs_2, \dots\}$ **Sorties:** RS actives avec les nouvelles valeurs des DP : $listeRSActive_{new} = \{new_rs_1, new_rs_2, \dots\}$

```

1:  $listeRSActive \leftarrow miseAJourRSActive()$  #MAJ de la liste des RS actives
2:  $act \leftarrow lancerAct()$  #L'apprenant  $x$  lance une activité pédagogique
3: Tant que  $act$  est lancée Faire
4:   Si  $type(act)$  Dans {"apprentissage", "évaluation", "collaboration"} Alors
5:      $PE_{new} \leftarrow miseAJourPE(x)$  #Mise à jour de  $PE(x)$ 
6:   Fin Si
7:   Si  $type(act)$  est "évaluation" Alors
8:      $PC_{new} \leftarrow miseAJourPC(x)$  #Mise à jour de  $PC(x)$  si l'activité est l'évaluation
9:   Fin Si
10:   $PO_{new} \leftarrow miseAJourPO(x)$  #Mise à jour de  $PO(x)$  quelque soit le type de l'activité
11: Fin Tant que
12: Pour  $i \leftarrow 1$ ,  $taille(listeRSActive)$  Faire
13:    $listeRSActive[i].dp_{new} = miseAJourDP(listeRSActive[i], PE_{new}, PC_{new}, PO_{new})$ 
   #Mettre à jour le DP de la RS active  $rs_i$  (formule 5.12)
14: Fin Pour
15: Goto 1

```

l'apprenant.

Les profils initiaux de l'apprenant (à savoir le profil cognitif $PC_{init}(x)$, comportemental $PO_{init}(x)$ et émotionnel $PE_{init}(x)$) et les degrés de préférences des différents styles d'apprentissage $degPrefStyle(x)$ et ceux des préférences des activités $degPrefAct(x)$ sont décrits dans le tableau 5.3.

Profils initiaux	Profil émotionnel $PE_{init}(x)$	0.5
	Profil cognitif $PC_{init}(x)$	0.6
	Profil comportemental $PO_{init}(x)$	0.65
Styles d'apprentissage	Style visuel $degPrefStyle_{styVisuel}(x)$	0.6
	Style auditif $degPrefStyle_{styAuditif}(x)$	0.3
	Style textuel $degPrefStyle_{styTextuel}(x)$	0.1
Préférences des activités	Apprendre par les jeux $degPrefAct_{apprJeu}(x)$	0.8
	Collaboration $degPrefAct_{coll}(x)$	0.7
	Contact de l'apprenant $degPrefAct_{contactAppr}(x)$	0.6
	Contact de l'enseignant $degPrefAct_{contactEns}(x)$	0.3
	Exercice de relaxation $degPrefAct_{relax}(x)$	0.7

TABLE 5.3 – Exemple des valeurs des différentes informations du profil de l'apprenant

Nous calculons à partir des formules présentées dans le tableau 5.2 les degrés de pertinence initiaux de ces six ressources de soutien. Le tableau 5.4 décrit ces RS, le type de chacune d'elles et les degrés de pertinence initiaux calculés.

Supposons que l'apprenant va suivre le scénario suivant durant son processus d'apprentis-

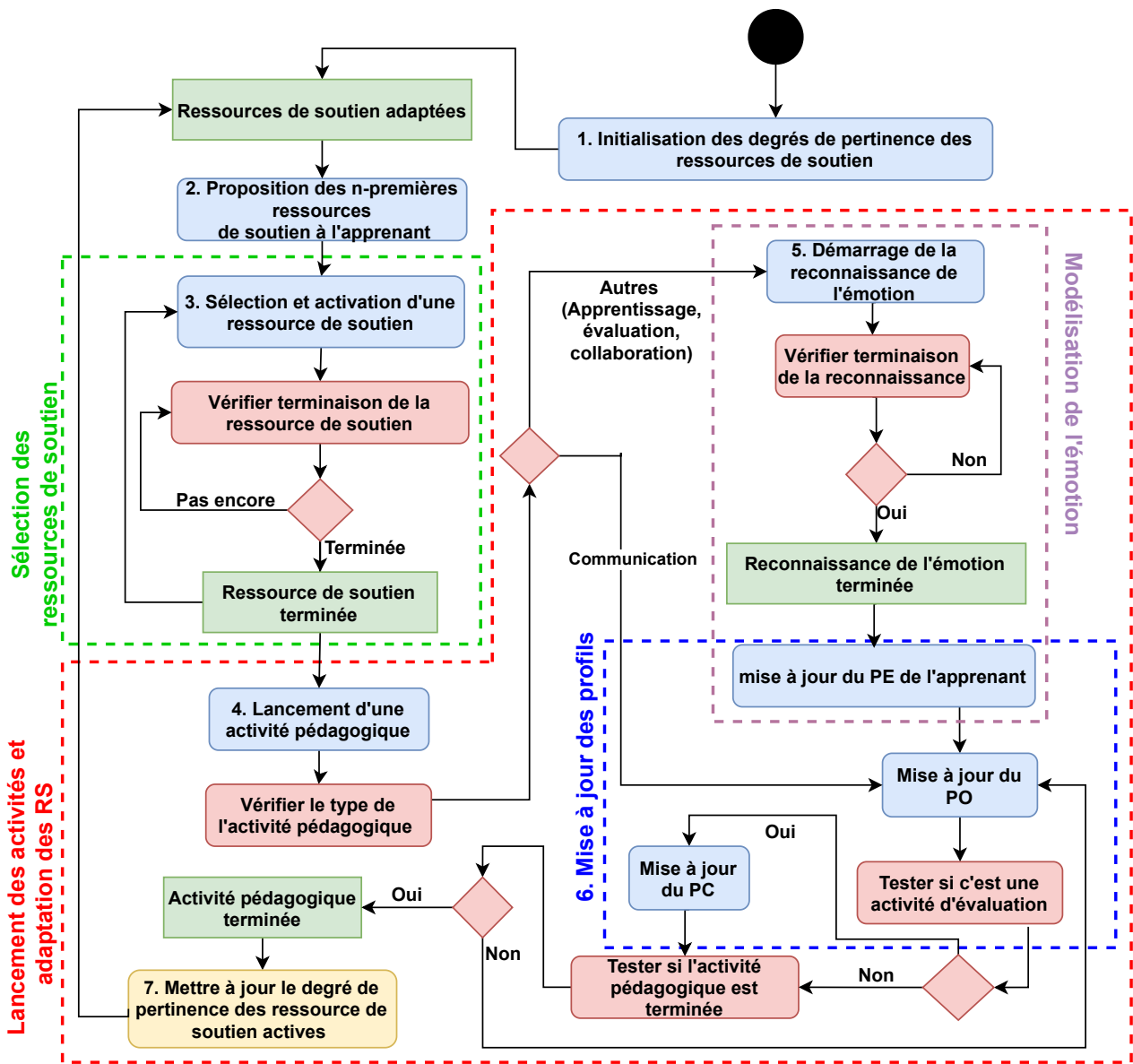


FIGURE 5.12 – Diagramme d'activité du processus d'adaptation des ressources de soutien

N°	Ressource de soutien	Type	DP initial
1	Exercice de relaxation	Exercice de relaxation (<i>exoRlx</i>)	0.6
2	Film	Ressource visuelle (<i>ressVis</i>)	0.55
3	Blague	Ressource visuelle (<i>ressVis</i>)	0.55
4	Musique douce	Ressource auditive (<i>ressAud</i>)	0.4
5	Message de motivation	Ressource textuelle (<i>ressTxt</i>)	0.3
6	Jeu1	Jeu éducatif (<i>jeuEduc</i>)	0.51
7	Jeu2	jeu éducatif (<i>jeuEduc</i>)	0.51
8	Exercice collaboratif	Activité collaborative (<i>actColl</i>)	0.48
9	Exercice de renforcement	Exercice de renforcement (<i>exoRenf</i>)	0.45
10	Contact de l'enseignant	Contact de l'enseignant (<i>contactEns</i>)	0.38

TABLE 5.4 – Degrés de pertinence initiaux des différentes RS proposées

sage : Initialisation → sélection RS : film, blague → collaboration → sélection RS : exercice de renforcement → évaluation → apprentissage → sélection RS : musique douce → évaluation

→ sélection RS : jeu1 → évaluation → apprentissage → sélection RS : exercice collaboratif → apprentissage. Après chaque activité (de collaboration, d'apprentissage, d'évaluation ou de communication), le système met à jour les différents profils de l'apprenant (colonne "Mise à jour des profils" dans le tableau 5.5) et après les degrés de pertinence des ressources de soutien qui sont activées (sélectionnées) avec la formule 5.12 (qui prend en compte plusieurs critères d'adaptation), et ensuite le système actualise la liste des ressources de soutien qui seront recommandées et qui sont les cinq premières classées par DP, comme cela est montré dans le tableau 5.5.

À partir du tableau 5.5, nous remarquons qu'après l'initialisation des dix RS, l'exercice de relaxation est la RS la plus pertinente pour l'apprenant (avec un degré de pertinence est égal à 0.6). Cela est justifié par la préférence de l'apprenant de cette activité (degré de préférence est égal à 0.7). Malgré que l'apprenant préfère mieux les jeux éducatifs (degré de préférence 0.8), ces derniers seront les moins pertinents pour l'apprenant par rapport à l'exercice de relaxation car les jeux éducatifs ont une relation inverse avec les profils cognitif et comportemental initiaux qui sont au dessus de la moyenne, comme cela est montré dans la formule de DP initial du jeu éducatif (voir tableau 5.2).

D'après ce scénario, l'apprenant commence par l'utilisation de deux RS pour une période de temps : regarder un film et des blagues. Ensuite, il pratique une activité de collaboration, à la fin de cette activité le profil émotionnel et comportemental de l'apprenant seront mis à jour avec $PE(x) = 0.9$ et $PO(x) = 0.7$ respectivement (seulement ces deux profils, le profil cognitif $PC(x)$ ne change qu'après avoir fait une activité d'évaluation, voir l'algorithme 2). Après la terminaison de cette activité, les degrés de pertinence de ces deux RS dp_{film} et dp_{blague} seront augmentés de 0.55 à 0.8125. Par exemple pour la RS "film", l'ensemble des coefficients d'importance pour cette RS qui est de type ressource visuelle $ressVis$: $(ci_{PE,ressVis}, ci_{PC,ressVis}, ci_{PO,ressVis}, ci_{dpInit,ressVis}, ci_{dpHist,ressVis}) = (6, 0, 0, 1, 1)$. Pour les k derniers DP de cette RS, puisque on a une seule mise à jour du DP pour cette RS, donc on prend $k = 1$ au lieu de 3 qu'on a fixé. Concernant le degré de pertinence initial pour la RS 'film' $dp_{Init_{film}}$, il est égal à 0.55. On applique maintenant la formule 5.12 :

$$dp_{film} = \frac{ci_{PE,ressVis}PE(x) + ci_{PC,ressVis}PC(x) + ci_{PO,ressVis}PO(x) + ci_{dpHist,ressVis} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k dp_{Hist_{film}}[i] + ci_{dpInit,ressVis} dp_{Init_{film}}}{ci_{PE,ressVis} + ci_{PC,ressVis} + ci_{PO,ressVis} + ci_{dpHist,ressVis} + ci_{dpInit,ressVis}}$$

$$\implies dp_{film} = \frac{6 \times 0.9 + 0 \times 0.6 + 0 \times 0.7 + 1 \times \frac{1}{1} (0.55) + 1 \times 0.55}{6 + 0 + 0 + 1 + 1} = \frac{5.4 + 0 + 0 + 0.55 + 0.55}{6 + 0 + 0 + 1 + 1} = \frac{6.5}{8} = \mathbf{0.8125}$$

La même chose pour la ressource de soutien 'blague', on obtient $dp_{blague} = 0.8125$. Le nou-

Num tâche	Action	Mise à jour des profils			Ressources de soutien recommandées à l'apprenant (les cinq premières)
		$PE(x)$	$PC(x)$	$PO(x)$	
1	Initialisation	0.5	0.6	0.65	1 : exoRelax (0.6), 2 : film (0.55), 3 : blague (0.55), 4 : jeu1 (0.51), 5 : jeu2 (0.51), 6 : exoCollaboratif (0.48), 7 : exoRenforcement (0.45), 8 : musiqueDouce (0.4), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
2	Sélection RS : film, blague				
3	Collaboration	0.9	0.6	0.7	1 : film (0.8125) ↑ , 2 : blague (0.8125) ↑ , 3 : exoRelax (0.6) ↓, 4 : jeu1 (0.51), 5 : jeu2 (0.51), 6 : exoCollaboratif (0.48), 7 : exoRenforcement (0.45), 8 : musiqueDouce (0.4), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
4	Sélection RS : exoRenforcement				
5	Evaluation	0.9	0.9	0.7	1 : exoRenforcement (0.8156) ↑ , 2 : film (0.8125) ↓, 3 : blague (0.8125) ↓, 4 : exoRelax (0.6) ↓, 5 : jeu1 (0.51) ↓, 6 : jeu2 (0.51) ↓, 7 : exoCollaboratif (0.48) ↓, 8 : musiqueDouce (0.4), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
6	Apprentissage	0.1	0.9	0.4	1 : film (0.8125) ↑, 2 : blague (0.8125) ↑, 3 : exoRelax (0.6) ↑, 4 : exoRenforcement (0.57) ↓ , 5 : jeu1 (0.51), 6 : jeu2 (0.51), 7 : exoCollaboratif (0.48), 8 : musiqueDouce (0.4), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
7	Sélection RS : musiqueDouce				
8	Evaluation	0.7	0.3	0.4	1 : film (0.8125), 2 : blague (0.8125), 3 : musiqueDouce (0.69) ↑ , 4 : exoRelax (0.6) ↓, 5 : exoRenforcement (0.57) ↓, 6 : jeu1 (0.51) ↓, 7 : jeu2 (0.51) ↓, 8 : exoCollaboratif (0.48) ↓, 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
9	Sélection RS : jeu1				
10	Evaluation	0.8	0.8	0.4	1 : film (0.8125), 2 : blague (0.8125), 3 : jeu1 (0.7708) ↑ , 4 : musiqueDouce (0.69) ↓, 5 : exoRelax (0.6) ↓, 6 : exoRenforcement (0.57) ↓, 7 : jeu2 (0.51), 8 : exoCollaboratif (0.48), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
11	Apprentissage	0.2	0.8	0.7	1 : film (0.8125), 2 : blague (0.8125), 3 : musiqueDouce (0.69) ↑, 4 : exoRelax (0.6) ↑, 5 : exoRenforcement (0.57) ↑, 6 : jeu1 (0.56) ↓ , 7 : jeu2 (0.51), 8 : exoCollaboratif (0.48), 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)
12	Sélection RS : exoCollaboratif				
13	Apprentissage	0.9	0.8	0.9	1 : exoCollaboratif (0.85) ↑ , 2 : film (0.8125) ↓, 3 : blague (0.8125) ↓, 4 : musiqueDouce (0.69) ↓, 5 : exoRelax (0.6) ↓, 6 : exoRenforcement (0.57) ↓, 7 : jeu1 (0.56) ↓, 8 : jeu2 (0.51) ↓, 9 : contactEns (0.38), 10 : msgMotivation (0.3)

TABLE 5.5 – Scénario d'utilisation de notre approche d'adaptation avec dix RS

vel ordre des RS est le suivant (entre parenthèse le degré de pertinence) : 1) film (0.8125), 2) blague (0.8125), 3) exercice de relaxation (0.6), 4) jeu1 (0.51), 5) jeu2 (0.51), 6) exercice collaboratif (0.48), 7) exercice de renforcement (0.45), 8) musique douce (0.4), 9) contacter l'enseignant (0.38), 10) message de motivation (0.3), les cinq premières ressources de soutien seront recommandées à l'apprenant. Nous remarquons que les RS que l'apprenant a sélectionnées ont devenues plus pertinentes car le profil émotionnel de l'apprenant $PE(x)$ qui a une

grande importance pour ces deux RS ($c_{ressVis} = 6$) a été augmenté après les avoir utilisées.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre approche d'adaptation à base d'émotion dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif. Nous avons proposé un système de recommandation des ressources de soutien qui s'adaptent aux différents profils et caractéristiques de l'apprenant y compris son profil émotionnel. Les ressources de soutien adaptées vont probablement aider l'apprenant dans son processus d'apprentissage.

L'approche d'adaptation est basée sur le calcul et la mise à jour des degrés de pertinence de ces RS en fonction d'un ensemble de critères d'adaptation que nous avons définis et qui sont extraits à partir du modèle de l'apprenant que nous avons proposé. Ces critères sont le profil émotionnel, le profil cognitif, le profil comportemental, les degrés de pertinence initiaux et les degrés de pertinence antérieurs (historique). Pour initialiser les DP initiaux de ces RS, nous avons exploité les profils initiaux de l'apprenant (émotionnel, cognitif et comportemental) et les préférences de l'apprenant (extraites à partir des questionnaires). Nous avons également défini les coefficients d'importance de chacun de ces critères pour chaque RS. Ces coefficients peuvent être pondérés par l'administrateur de la plateforme à partir d'un tableau de bord dont le prototype a été élaboré antérieurement.

Pour incarner cette approche, nous suggérons un algorithme d'adaptation des RS qui décrit quand et comment mettre à jour les degrés de pertinence des différentes ressources de soutien pour pouvoir les classer et recommander par la suite celles qui sont pertinentes à l'apprenant et qui peuvent l'aider à sortir de son état difficile.

Dans le chapitre suivant, nous évoquons la mise en œuvre et la validation de notre approche d'adaptation à base d'émotion. En outre, nous validons notre système de reconnaissance des expressions faciales proposé dans le chapitre 4.

Chapitre 6

Mise en oeuvre et résultats

Contenu du chapitre

1	Introduction	132
2	Description du système développé	133
2.1	Acteurs humains du système	134
2.2	Fonctionnalités du système et plugins développés	134
3	Expérimentation et résultats du système de REF proposé	141
3.1	Datasets utilisés	141
3.2	Méthodologie et résultats obtenus	142
3.3	Comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes	148
4	Expérimentations et résultats de l'approche d'adaptation à base d'émotion	149
4.1	Participants	149
4.2	Méthodologie et résultats obtenus	150
4.3	Discussion des résultats	156
5	Conclusion	157

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous visons à valider l'approche d'adaptation à base d'émotion que nous avons proposé dans le chapitre précédent. Pour cela, le système *emoLearnAdapt* a été développé et intégré sous Moodle. Il couvre en plus des fonctionnalités d'apprentissage social qui existent déjà sous Moodle, d'autres qui sont développées sous forme de plugins. Une étude expérimentale a été faite au niveau de l'université de Guelma (Algérie) avec des étudiants de

la première année licence en mathématiques et informatique dans le module de l’algorithmique (programmation avec le langage C).

Nous commençons la partie expérimentation d’abord par la validation du système de reconnaissance des expressions faciales proposé dans le chapitre 4. Nous présentons les *datasets* des expressions faciales utilisés dans cette expérimentation, les différents tests et les résultats obtenus. Notre méthode de REF est ensuite comparée avec les d’autres méthodes similaires.

Aussi, nous détaillons dans la deuxième partie l’expérimentation qui permet de vérifier l’efficacité du système d’adaptation à base d’émotion (*emoLearnAdapt*) proposé dans le chapitre 5. Pour cela, trois tests ont été effectués : le premier sert à vérifier l’effet de l’approche proposée sur l’amélioration du niveau de connaissances des étudiants, le deuxième compare la progression du niveau de connaissances des étudiants avec et sans l’outil d’adaptation et le troisième test pour montrer l’impact de l’adaptation des ressources de soutien sur l’amélioration du profil émotionnel des étudiants.

2 Description du système développé

Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*) est une plateforme informatique pour la formation à distance PIFAD, open source, utilisée par plus de 75.000 utilisateurs inscrits, dans 140 pays, traduite en 70 langues. Elle fournit des activités d’apprentissage, de collaboration, de communication et d’évaluation en permettant aux apprenants d’accéder aux ressources de toutes natures (videos, page HTML, dossier, . . .), et aux activités (quiz, chat, forums, journal, sondage, wiki . . .) [345]. Aussi, elle est devenue un environnement référence pour tous ceux qui souhaitent créer des communautés de formation en ligne en utilisant des méthodes d’apprentissage collaboratif [56].

Moodle est un système modulaire, cela signifie que Moodle a été conçu pour pouvoir inclure des fonctionnalités supplémentaires à sa plateforme principale. Pour valider nos approches proposées, nous avons implémenté un ensemble de *Plugins* sous Moodle afin de couvrir les différentes fonctionnalités du système. Puisque la plateforme Moodle est écrite avec le langage PHP, nous exploitons PhpStorm pour le développement des *plugins*. Il est aussi un éditeur de HTML, CSS et JavaScript. Cet IDE nous permet aussi de gérer et visualiser l’architecture de la base de données (cette dernière est stockée dans un serveur MariaDB¹). NodeJS est également utilisé pour compiler les modules implémentés avec JavaScript.

1. MariaDB est un système de gestion de base de données édité sous licence GPL. Il s’agit d’un embranchement communautaire de MySQL [346]

Le système développé est testé pour une période de trois mois durant l'année 2022. La plateforme a été hébergée et ensuite utilisée par les participants à partir de l'adresse suivante : <https://emoadapt.com/>. Les participants ont pu accéder à la plateforme à partir de l'ordinateur ou le smartphone.

Avant de présenter ces *plugins*, nous abordons en premier lieu, les différents acteurs du système.

2.1 Acteurs humains du système

Dans ce système, on trouve trois acteurs principaux où chacun a son propre espace. Après la création des comptes par les utilisateurs, l'administrateur attribue son rôle : soit à un apprenant, soit à un enseignant. Ces acteurs sont :

- **L'administrateur** : en plus de la gestion des comptes des utilisateurs et l'attribution de leurs rôles, il permet de gérer les ressources de soutien (ajout, suppression et modification), aussi, il peut visualiser l'évolution des différents profils de l'apprenant pour configurer les différentes ressources de soutien.
- **L'enseignant** : le rôle de l'enseignant est de créer les cours et ses différentes ressources et activités (ressources d'apprentissage, activités collaboratives, activités de communication, les tests d'évaluation et les exercices).
- **Apprenant** : c'est l'acteur principal du système. Lors de son premier accès au système, il doit compléter les différents questionnaires pour extraire ses préférences, son style d'apprentissage, son profil comportemental, ensuite, il passe un prétest pour évaluer ses connaissances pré-requises. A partir de là, l'apprenant peut commencer son cours et utiliser les différentes activités pédagogiques (apprentissage, évaluation, communication et collaboration). En cas de difficulté, il peut utiliser les ressources de soutien recommandées.

2.2 Fonctionnalités du système et plugins développés

Pour que notre système **EmoLearnAdapt** permette d'atteindre son objectif d'adaptation des ressources de soutien à base d'émotions, il doit assurer les fonctionnalités suivantes :

2.2.1 Fonctionnalités existantes déjà sous Moodle

Moodle est un produit en constante évolution. Il offre de nombreuses fonctionnalités essentielles dans notre système, où les plus importantes [347] sont :

- Moodle est conçue pour être réactive et accessible, son interface est facile à naviguer sur les appareils de bureau et mobiles.
- L'apprentissage des concepts par l'accès aux ressources créés par les enseignants sous forme de pages éditables ou fichier pdf.
- L'évaluation des capacités cognitives des apprenants à travers des activités de quiz.
- Outils de communication synchrone à partir du chat ou asynchrone comme les forums.
- La conception et la gestion des cours pour répondre à diverses exigences.

2.2.2 Nouvelles fonctionnalités du système par le développement des plugins

L'un des principes de base de *Moodle* est son extensibilité. Nous exploitons cette propriété pour développer un ensemble de *Plugins*, en fonction de nos besoins. Ces plugins sont classés à l'un des trois types décrits dans le tableau 6.1 :

Type de plugin	Moodle path	Description	<i>Plugins</i> développés
<i>Activity modules</i>	/mod	sont les types de plugins essentiels dans Moodle car ils fournissent des activités dans les cours. Par exemple : Forum et Quiz.	- Jeux éducatifs - Activité collaborative
<i>Block</i>	/blocks	Les plugins de blocks permettent d'afficher des informations supplémentaires et des fonctionnalités dans différentes parties de Moodle	- Reconnaissance des EF - Recommandation des RS - Tableau de bord - Profil de l'apprenant
<i>Local</i>	/local	Le type de plugin local convient principalement aux éléments qui ne rentrent pas dans ces types de plugins standards. Les plugins locaux sont utilisés dans les cas où aucun plugin standard ne convient.	- Initialisation - Gestionnaire des RS

TABLE 6.1 – Types de plugins sous Moodle que nous avons utilisé avec les plugins développés (descriptions des types de *plugins* adaptées de [348])

Dans ce qui suit, nous évoquons la liste de fichiers qui fonctionnent de la même manière dans tous les plugins que nous développons.

- `/plugintype/xxx/version.php`: les métadonnées concernant le plugin (comme le numéro de version, les dépendances, etc.) sont définies dans ce fichier.
- `/plugintype/xxx/lang/en/plugintype_xxx.php`: les chaînes de caractères en anglais du plugin sont définies dans ce fichier. Ce mécanisme permet d'obtenir des chaînes de texte

de la langue à utiliser dans l'interface utilisateur.

- `/plugintype/xxx/lib.php`: l'interface entre le noyau de Moodle et le plugin est définie ici pour la plupart des types de plugins. Le contenu attendu du fichier dépend du type de plugin en question.
- `/plugintype/xxx/db/install.xml`: le schéma de la base de données du plugin (tables, champs, index et clés) est défini ici.
- `/plugintype/xxx/db/access.php`: les capacités des plugins sont définies ici. L'API d'accès vous offre des fonctions permettant de déterminer ce que l'utilisateur actuel est autorisé à faire. Il permet également aux modules d'étendre Moodle avec de nouvelles capacités.
- `/plugintype/xxx/db/services.php`: les fonctions externes et les services web fournis par le plugin sont décrits dans ce fichier.
- `/plugintype/xxx/db/events.php`: dans ce fichier, on définit la liste de tous les événements que le plugin veut observer et dont il veut être notifié.
- `/plugintype/xxx/styles.css`: Les CSS du plugin sont stockés dans ce fichier.
- `/plugintype/xxx/amd/`: les modules Javascript du plugin sont écrits dans ce dossier sous format ES6.

Avec `xxx` est remplacé par le nom du plugin et `plugintype` par le type de plugin (`mod`, `blocks` ou `local`).

1. **Plugin des jeux éducatifs (`mod_game`)** : ce module reçoit des données provenant d'un quiz et il l'intègre dans des jeux : comme les mots croisés, Millionnaire et *Sudoku*. Nous installons ce *plugin* depuis le répertoire des plugins de Moodle² après avoir modifié quelques fonctions pour l'utiliser comme une ressource de soutien.

2. Lien du plugin `game` : https://moodle.org/plugins/mod_game (Date du dernier accès : 30 Octobre 2022)



FIGURE 6.1 – Interface du jeu éducatif "Millionnaire"

2. **Plugin de l'initialisation (`local_init`)** : ce plugin sera déclenché juste avec la première utilisation de la plateforme par l'apprenant. Il permet de convoquer les différents questionnaires et le prétest pour :
 - l'initialisation des profils de l'apprenant (cognitif, comportemental et émotionnel).
 - l'extraction des différentes préférences et les styles d'apprentissage de l'apprenant.
 - l'initialisation des degrés de pertinence des différentes ressources de soutien.
3. **Plugin de gestionnaire des ressources de soutien (`local_supportres`)** : c'est un plugin fondamental dans notre système pour la gestion des RS. Il permet :
 - L'ajout, la suppression et la modification des ressources de soutien (figure 6.2).
 - de mettre à jour les degrés de pertinence des RS après chaque mise à jour des profils de l'apprenant.

Add a new support resource

Support Resource Type

List of support resources































Name	Type	View	Config	Edit	Remove
 Contacter étudiant	Contact learner				
 Jeu: Millionaire	Educational games				
 Exos de renforcements 2	Strengthening exercise				
 Memes informatique	Visuel				
 Blagues	Visuel				
 Musiques relaxante	Oral				

FIGURE 6.2 – Gestionnaire des ressources de soutien

4. **Plugin de reconnaissance des expressions faciales (blocks_fer)** : après le lancement d'une activité pédagogique, ce plugin démarre la webcam de l'apprenant après avoir demandé son autorisation, puis, il lance la REF (avec le modèle que nous avons entraîné) et il affiche instantanément le résultat de la reconnaissance dans ce bloc comme cela est illustré dans la figure 6.3. À la fin de la période de reconnaissance, la webcam arrête la détection et le profil émotionnel de l'apprenant sera mis à jour avec les nouvelles valeurs.



Les pointeurs en C

Enormément utilisé en C !

Pourquoi? A quoi ça sert?

- Manipuler directement la mémoire de l'ordinateur.
- Déclarer des tableaux de taille variable.
- ...

Contacter enseignant

Jeu: Millionaire **Bloc de REF**

Reconnaissance de l'émotion

Durée: 00:38

✓ Le visage est détecté...

Emotion: Neutral 😐

Durée de reconnaissance

émotion actuelle

FIGURE 6.3 – Exemple illustratif de la reconnaissance des expressions faciales lors de l'apprentissage de l'apprenant

5. **Plugin de l'activité collaborative (mod_collabora)** : CodeCollab³ est un éditeur et compilateur de code collaboratif en ligne et en temps réel. Il permet aux utilisateurs de collaborer en temps réel. Afin de l'intégrer comme une ressource de soutien, nous avons créé ce plugin à base du plugin Page (existe déjà sous Moodle avec le nom `mod_page`), l'éditeur collaboratif sera intégré dans les pages avec la balise `<iframe>`. La figure 6.7 illustre l'interface de l'activité collaborative, où on trouve un espace de chat entre les membres du groupe, un éditeur collaboratif qui synchronise en temps réel les différents changements et un compilateur qui exécute le programme.

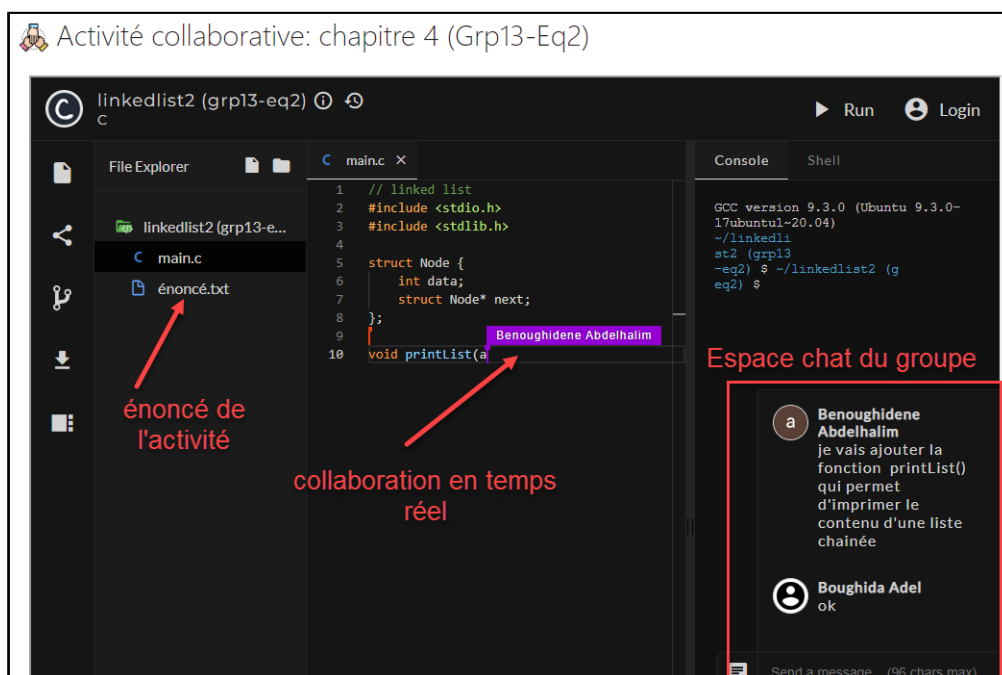


FIGURE 6.4 – Interface de l'activité collaborative

6. **Plugin de recommandation des RS (blocks_rsrec)** : ce bloc permet d'afficher les liens d'accès aux n -premières ressources de soutien par ordre décroissant de leurs degrés de pertinence. L'apprenant peut également consulter toutes les RS disponibles. On note que ce bloc sera visible pour l'apprenant quelque soit la page web de la plateforme.

3. Lien de codeCollab : <https://codecollab.io>

FIGURE 6.5 – Bloc de recommandation des ressources de soutien (à droite)

7. **Plugin tableau de bord (blocks_dashboard)** : ce bloc est l'incarnation du prototype du tableau de bord proposé dans la section 4.4.2. Il permet de visualiser les évaluations des profils des apprenants afin de pondérer les différents coefficients d'importance des RS.

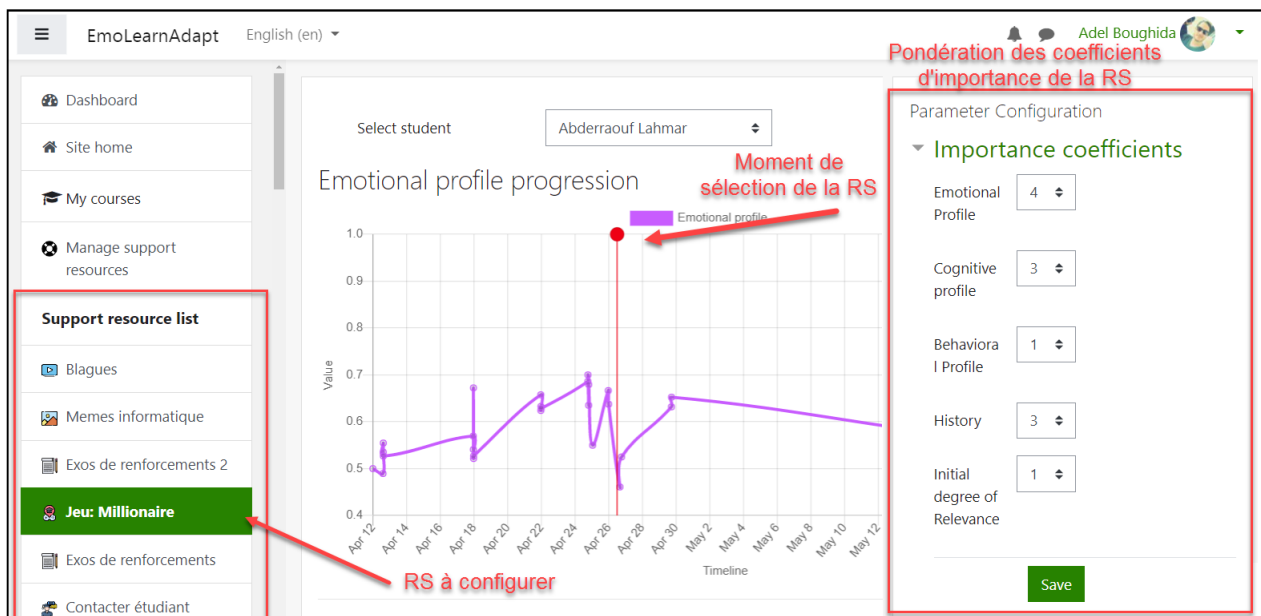


FIGURE 6.6 – Interface du tableau de bord de pondération des coefficients d'importance des RS

8. **Plugin de profil de l'apprenant (blocks_profil)** : ce bloc visualise les différentes informations du profil de l'apprenant : son profil émotionnel, cognitif et comportemental. Aussi, l'état émotionnel actuel de l'apprenant et la distribution des émotions ainsi que d'autres informations.

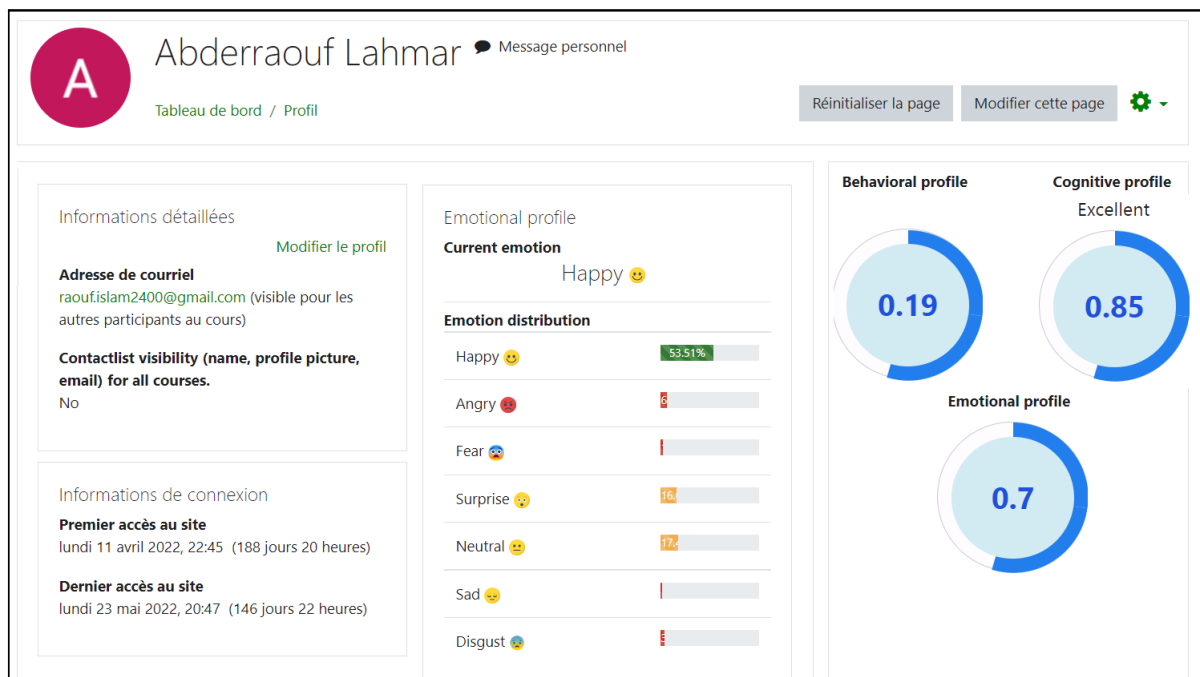


FIGURE 6.7 – Interface du profil de l'apprenant

3 Expérimentation et résultats du système de REF proposé

Cette section présente d'abord les *datasets* des expressions faciales utilisés dans cette expérimentation. Ensuite, nous abordons les différents tests et résultats pour valider la méthode proposée. Cette dernière est enfin comparée avec d'autres méthodes similaires dans la littérature.

3.1 Datasets utilisés

Trois *datasets* accessibles au public (JAFFE, CK+ et CK), fréquemment utilisés dans la REF, ont été testés pour évaluer la précision de la méthode proposée. Ces *datasets* sont fréquemment utilisés comme références pour comparer les performances de différentes méthodes de REF dans la littérature.

JAFFE [349] : JAFFE (The Japanese Female Facial Expression) est une base d'images contenant 213 échantillons d'expressions faciales de 10 femmes japonaises. Chaque personne a entre 3 et 4 images avec chacune des six expressions faciales de base (la joie, la surprise, la peur, la colère, le dégoût et la tristesse) et l'expression neutre. Le *dataset* est un défi car il contient peu d'exemples par sujet/expression.

CK [305] : Ce *dataset* contient 100 étudiants universitaires âgés de 18 à 30 ans. Les séquences

d'images allant de la *frame* neutre à la *frame* d'expression ciblée ont une taille de 640×490 pixels avec des valeurs en niveaux de gris [350]. Nous avons sélectionné un total de 486 images de six classes (112 joie, 150 tristesse, 70 surprise, 33 peur, 20 dégoût, et 101 colère) sur 97 sujets.

CK+ [351] : The Extended CohnKanade (CK+) est le *dataset* le plus largement utilisé pour l'évaluation des systèmes de REF. CK+ contient 593 séquences vidéo provenant de 123 sujets. La durée des séquences varie de 10 à 60 images et montre un passage d'une expression faciale neutre à une expression ciblée. Parmi ces vidéos, 327 séquences provenant de 118 sujets sont étiquetées avec sept expressions de base basées sur le FACS.

Le tableau 6.2 donne un aperçu de ces *datasets*, notamment la référence principale, le nombre de sujets, le nombre d'échantillons d'images et la distribution de chaque expression. La figure 6.8 présente des échantillons d'images des *datasets* JAFFE et CK+ pour chacune des sept émotions.



FIGURE 6.8 – Exemples d'images des *datasets* JAFFE et CK+

Nom	Distribution de l'expression								Échantillons	Sujets
	CO	ME	DE	PE	JO	NE	TR	SU		
JAFFE [349]	30		29	32	31	30	31	30	213 images	10
CK [305]	101		20	30	112		150	70	486 images	97
CK+ [351]	45	18	59	25	69		28	83	327 images	123

CO : Colère ; **ME** : Mépris ; **DE** : Dégoût ; **PE** : Peur ; **JO** : Joie ; **NE** : Neutre **TR** : Tristesse ; **SU** : Surprise.

TABLE 6.2 – Aperçu des *datasets* sur les expressions faciales

3.2 Méthodologie et résultats obtenus

Cette sous-section décrit les résultats obtenus et les études menées pour montrer la performance du système de reconnaissance des expressions faciales avec les différents *datasets*. L'implémentation a été faite sur Python 3.6, et l'évaluation empirique a été réalisée sur un processeur Intel Core i3 4005u 1,7 GHz et 8 Go RAM.

3.2.1 Stratégie de validation du modèle

Comme les échantillons sont inférieurs à 1000, le calcul de l'*accuracy* en utilisant *cross-validation* a été préféré pour valider notre méthode plutôt que *hold-out*⁴. Dans cette évaluation, les données ont été divisées aléatoirement en 10 sous-ensembles presque égaux. Un sous-ensemble a été utilisé comme données de test, et les 9 autres sous-ensembles ont été considérés comme des données d'apprentissage. Ce processus se répète 10 fois, de sorte que chacun de ces 10 sous-ensembles sera considéré comme un ensemble de test. La stratification a été effectuée pour maintenir les mêmes proportions d'exemples dans chaque classe que celles observées dans l'ensemble des données original. Enfin, l'*accuracy* a été calculée sur la base des résultats des tests de toutes les images.

Les taux de reconnaissance des trois *datasets* peuvent être comparés en ajoutant la métrique *F1-score* qui permettra de prendre en compte le problème des données déséquilibrées (*unbalanced data*). *F1-score* peut être interprété comme une moyenne pondérée de *recall* et *precision*⁵. Dans un problème multiclasse, il s'agit de la moyenne du *F1-score* de chaque classe. La formule du *F1-score* est définie comme suit :

$$f1 = 2 \cdot \frac{\textit{precision} \times \textit{recall}}{\textit{precision} + \textit{recall}} \quad (6.1)$$

Dans notre cas, l'*accuracy* \approx *F1-score* pour les trois *datasets* (par exemple, pour CK+, *accuracy* = *F1-score* = 94.20%), donc, l'utilisation de l'*accuracy* ne posera pas de problème, et par conséquent, nous utilisons cette métrique pour comparer nos taux de reconnaissance avec ceux de la majorité des travaux connexes qui utilisent l'*accuracy* pour valider la performance du modèle REF. L'*accuracy* est définie comme suit :

$$\textit{accuracy} = \frac{\textit{Nombre de prédictions correctes}}{\textit{Nombre total de prédictions réalisées}} \quad (6.2)$$

3.2.2 Principaux résultats

Cette expérimentation nous a permis de suivre l'évolution du processus génétique, en capturant l'*accuracy* dans chaque nouvelle génération de la population. La figure 6.9 montre l'évolution de l'algorithme génétique dans les *datasets* JAFFE et CK+. L'algorithme converge presque à la 135^{ème} itération avec un *accuracy* de **96,30% pour JAFFE**, tandis qu'il converge à la

4. **hold-out** : est une méthode qui consiste à diviser les données en plusieurs parties et à utiliser une partie pour l'apprentissage du modèle et le reste pour la validation et le test.

5. **F1-score** : https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.metrics.f1_score.html

115^{ème} itération avec **94,20%** pour CK+. Pour la *dataset* CK, nous obtenons un *accuracy* de **94.26%**.

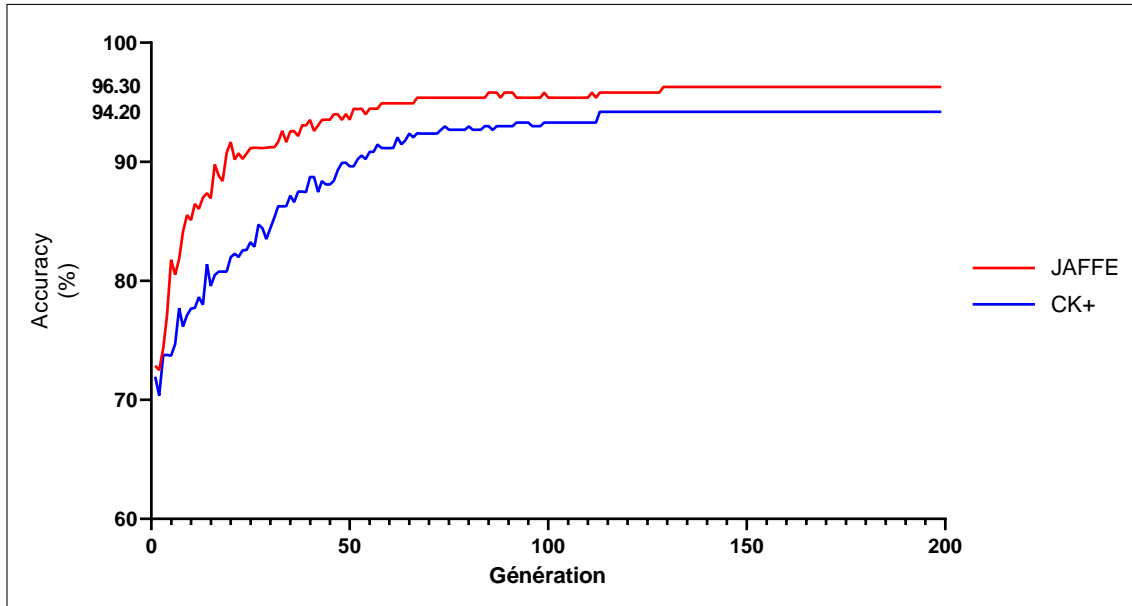


FIGURE 6.9 – Évolution de l'*accuracy* dans la méthode proposée basée sur l'AG pour les datasets CK+ et JAFFE

D'après le tableau 6.3, qui décrit la matrice de confusion du *dataset* CK+, l'*accuracy* de la peur, de la tristesse et du mépris est inférieure à 90%, mais supérieure à 90% pour les autres. En revanche, les *accuracy* pour JAFFE (tableau 6.4) sont plus élevées que pour CK+ pour toutes les expressions faciales, seule la tristesse est inférieure à 90%.

	Colère	Mépris	Dégoût	Peur	Joie	Tristesse	Surprise
Colère	100	0	0	0	0	0	0
Mépris	16.66	83.34	0	0	0	0	0
Dégoût	1.69	0	91.52	0	0	1.69	3.38
Peur	0	0	0	88	8	4	0
Joie	0	0	0	0	100	0	0
Tristesse	10.7	3.57	0	0	0	85.51	0
Surprise	1.2	3.61	0	0	0	0	95.18

TABLE 6.3 – Matrice de confusion de REF pour le *dataset* CK+

3.2.3 Étude de l'efficacité de l'algorithme génétique par rapport au *Randomized Search*

Pour valider les performances de la méthode proposée et pour une comparaison équitable, la méthode doit être comparée à la recherche aléatoire (*Randomized Search*) avec les mêmes itérations de notre AG (c'est-à-dire 200 itérations). *Randomized Search* [352] permet de trouver

	Colère	Dégoût	Peur	Joie	Neutre	Tristesse	Surprise
Colère	96.66	0	0	0	0	3.33	0
Dégoût	0	100	0	0	0	0	0
Peur	3.12	0	90.62	0	0	0	6.25
Joie	0	0	0	100	0	0	0
Neutre	0	0	0	0	100	0	0
Tristesse	0	0	0	12.91	0	87.09	0
Surprise	0	0	0	0	0	0	100

TABLE 6.4 – Matrice de confusion de REF pour le *dataset* JAFFE

les valeurs optimales des hyperparamètres C et γ (ceux qui présentent les meilleures *accuracy* de *10-fold-cross-validation*). Contrairement à *Grid Search*, toutes les valeurs des paramètres ne sont pas testées dans la recherche aléatoire, mais un nombre fixe de paramètres est échantillonné à partir des distributions spécifiées. Les valeurs possibles de C et γ que nous avons utilisées sont : $\gamma = \{0.00001, 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1\}$; $C = \{0.001, 0.01, 0.1, 1, 10, 100, 1000\}$.

Le tableau 6.5 résume les résultats expérimentaux de l'approche basée sur l'AG proposée par rapport à *Randomized Search*. Chaque expérimentation nous permet de trouver la valeur optimale de C et de γ . L'approche basée sur l'AG optimise également le nombre de caractéristiques par rapport à *Randomized Search*, qui utilise toutes les caractéristiques de l'ACP. Le tableau 6.6 présente la comparaison entre la taille du vecteur de caractéristiques utilisé dans le processus AG (c'est-à-dire les caractéristiques sélectionnées) et celui utilisé dans *Randomized Search* (les caractéristiques de ACP directement).

En général, et par rapport à *Randomized Search*, la méthode proposée basée sur l'AG donne de bons résultats en termes d'*accuracy* avec moins de caractéristiques. Par exemple, pour le *dataset* JAFFE avec un noyau linéaire, seules 107 caractéristiques sont utilisées pour obtenir une *accuracy* raisonnable de 96,30%, alors que pour *Randomized Search*, toutes les caractéristiques ACP (212 caractéristiques pour le cas JAFFE) sont utilisées avec une *accuracy* de 86,47%.

<i>Dataset</i>	carac. ACP	Noyau SVM	Algorithme génétique			<i>Randomized Search</i>		
			C	γ	<i>Accuracy</i>	C	γ	<i>Accuracy</i>
JAFFE	212	Linéaire	31.14	-	96.30	0.001	-	86.47
		RBF	45.67	4.81×10^{-2}	94.91	10	10^{-5}	82.29
CK+	326	Linéaire	75.47	-	94.20	0.001	-	78.59
		RBF	23.49	3.25×10^{-6}	93.27	10	10^{-5}	70.04
CK	365	Linéaire	13.27	-	92.32	0.1	-	80.14
		RBF	20.16	8.80×10^{-4}	94.26	100	10^{-4}	75.19

TABLE 6.5 – Comparaison de l'*accuracy* entre l'AG et *Randomized Search* (*10-fold-cross-validation*)

La performance de la méthode proposée par rapport à *Randomized Search* est justifiée par :

1. Les hyperparamètres du SVM ; ils sont optimisés à chaque itération pour la méthode basée sur l'AG, contrairement à *Randomized Search* où le choix est aléatoire.
2. le large intervalle de valeurs possibles des paramètres du SVM pour la méthode basée sur l'AG ($2^{20} \times 2^{20}$ couples C / γ possibles) par rapport à la recherche aléatoire (5×7 couples c / γ possibles).
3. des caractéristiques plus robustes pour la méthode basée sur l'AG, contrairement à *Randomized Search* qui utilise directement les caractéristiques ACP.

Dataset	Carac. ACP	Noyau SVM	Algorithme génétique	<i>Randomized search</i>
			Taille de vecteur de carac.	Taille de vecteur de carac.
JAFFE	212	Linéaire	107	212
		RBF	108	212
CK+	326	Linéaire	169	326
		RBF	155	326
CK	365	Linéaire	190	365
		RBF	188	365

TABLE 6.6 – Comparaison de la taille du vecteur des caractéristiques entre l'AG et *Randomized Search*

3.2.4 Étude de choix de k de *k-fold-cross-validation*

Cross-validation est un outil statistique puissant pour l'évaluation du modèle. Dans cette expérience, nous effectuons une analyse statistique afin d'améliorer notre contribution à l'utilisation de *cross-validation* et de déterminer quelle valeur optimale de k nous permettra de minimiser l'erreur de classification (inspirée de [353]). Pour cela, nous étudions l'influence de la variation de k sur le taux d'erreur de classification. Nos résultats dans le Tableau 6.7 et la Figure 6.10 ont été obtenus à partir de 24 combinaisons de deux types de modèles SVM (noyau linéaire et RBF), de trois *datasets* (JAFFE, CK, et CK +), et de 4 valeurs de k ($k = 2, 5, 10$, et 20). Nous définissons maintenant l'hypothèse nulle H_0 : "La valeur de k n'a aucune influence sur la performance du modèle" ($\rho = 0$), où ρ est le coefficient de corrélation de la population (inconnu). Pour l'hypothèse alternative H_a : "Le coefficient de corrélation de la population est significativement différent de zéro. Il existe une relation (corrélation) significative entre la valeur de k et l'erreur de classification dans la population" ($\rho \neq 0$).

En appliquant le *t-test*, on trouve : $t = 9.630$, $df = 23$, et $p\text{-value} < 0.0001$; où t le test statistique avec $t = \frac{r\sqrt{n-2}}{1-r^2}$, df : le degré de liberté, n : la taille de l'échantillon, et r : le coefficient de corrélation de l'échantillon calculé à partir des données de l'échantillon. $p\text{-value}$ est inférieure

DataSet	Noyau SVM	Valeur de k			
		$k = 2$	$k = 5$	$k = 10$	$k = 20$
JAFFE	Linéaire	15.97	10.32	3.70	3.86
	RBF	15.50	12.66	5.09	1.36
CK+	Linéaire	17.84	7.90	5.80	6.67
	RBF	14.36	9.84	6.73	7.51
CK	Linéaire	13.18	10.18	7.68	3.76
	RBF	15.76	11.15	5.74	5.14

TABLE 6.7 – Erreurs de classification pour trois *datasets*, 2 types de modèles SVM, et 4 valeurs de k

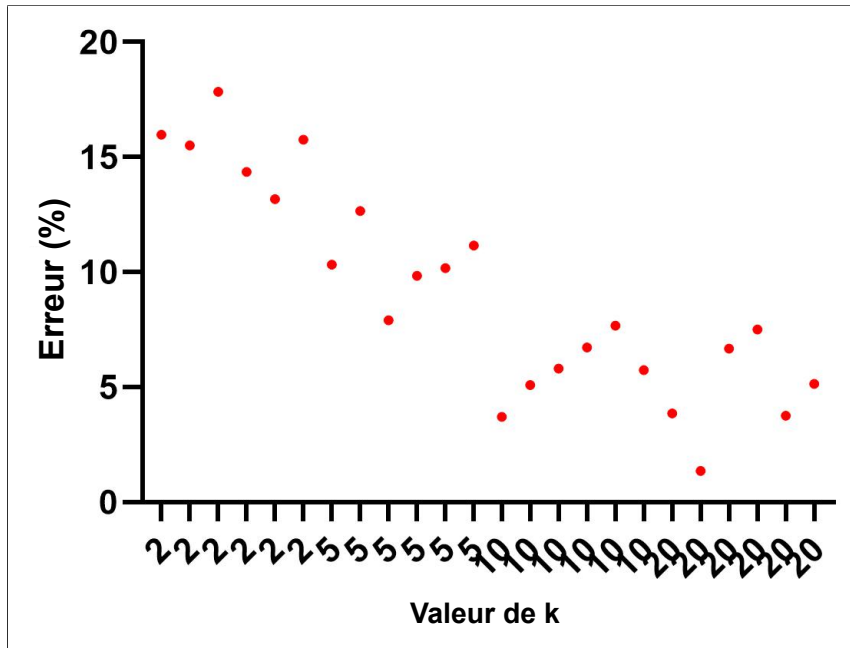


FIGURE 6.10 – Distribution de données de l'échantillon utilisé dans cette expérimentation

au niveau de signification α (nous utilisons $\alpha = 0.05$), donc nous rejetons l'hypothèse nulle et l'erreur de classification est fortement corrélée avec la valeur de k parmi toutes les variables du modèle et la valeur de k .

Nous interprétons les résultats pour déterminer les valeurs optimales de k (k_{op}) en variant le type de modèle (avec noyau linéaire ou RBF) et le *dataset* utilisé. Nous observons que l'erreur diminue entre $k = 2$ et $k = 10$, moins forte pour $k > 10$. Les valeurs de k_{op} sont résumées dans le tableau 6.8. Nous avons défini la valeur optimale de k comme le nombre minimum de *folds* pour lequel le taux d'erreur est stable (la diminution de l'erreur avec l'augmentation du nombre de *folds* est inférieure à 10^{-2}). Le choix de $k = 10$ est suffisant quelque soit le *dataset* utilisé et le noyau SVM. Par conséquent, nous avons décidé de travailler avec la stratégie *10-fold-cross-validation*.

<i>DataSet</i>	Noyau SVM	
	Linéaire	RBF
JAFFE	$k_{op} = 10$	$k_{op} = 20$
CK+	$k_{op} = 10$	$k_{op} = 10$
CK	$k_{op} = 20$	$k_{op} = 10$

TABLE 6.8 – Valeurs optimales de k (k_{op}) en variant le type du modèle SVM et le *dataset*

3.3 Comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes

La méthode proposée a été comparée à d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques, notamment Gabor, LBP, TPOEM, HOG, DWT, LBF et SIFT sur les *datasets* CK+ et JAFFE (le *dataset* CK n'a pas été pris en compte car il n'est pas fréquemment utilisé dans les travaux récents). En outre, la méthode proposée a été comparée à certaines méthodes basées sur CNN. Le tableau 6.9 présente les *accuracy* de la méthode proposée en utilisant le classifieur SVM (avec le noyau linéaire) par rapport aux *accuracy* rapportées pour certaines méthodes récentes de REF. Nous comparons la méthode de REF proposée seulement avec les travaux qui ont utilisé la stratégie de *10-fold-cross-validation* pour les *datasets* JAFFE et CK+.

Les critères de comparaison sont le type de caractéristiques, la sélection des caractéristiques et le classifieur utilisé. La méthode proposée présente des taux de reconnaissance des expressions faciales acceptables sur les *datasets* JAFFE et CK+, à l'exception des méthodes basées sur CNN. Notons également que certaines études ont utilisé uniquement l'ACP ou l'AG pour sélectionner les meilleures caractéristiques, mais dans notre travail, nous combinons l'ACP et l'AG pour extraire le meilleur vecteur de caractéristiques. Les techniques basées sur le CNN sont plus performantes que les nôtres car les méthodes basées sur *Deep Learning* n'utilisent pas de techniques d'extraction manuelle des caractéristiques comme les nôtres. De plus, les méthodes basées sur CNN sélectionnent les caractéristiques les plus robustes à partir de tous les visages et pas seulement à partir des trois ROIs considérées dans cette étude. En outre, les filtres de Gabor utilisés ont été sélectionnés manuellement à partir d'expérimentations, il peut donc s'agir de filtres non optimaux. Les caractéristiques extraites par les méthodes basées sur *Deep Learning* ne sont utiles que pour la classification des données et non pour leur interprétation dans le monde réel, contrairement aux caractéristiques *hand-crafted* que nous utilisons dans notre approche. La comparaison entre les caractéristiques de notre méthode et celles des techniques basées sur l'apprentissage profond est subjective et inutile. Par conséquent, la précision est le seul moyen de comparer notre approche et les méthodes qui extraient automatiquement les caractéristiques des images comme CNN.

Caractéristiques	Sélection des caractéristiques	Classifieur	<i>Dataset</i>	
			CK+	JAFFE
Filtres de Gabor filters + LBP [219]	ACP	KNN	-	90
Filtres de Gabor [231]	AG	SVM (RBF)	-	95
Filtres de Gabor + LBP [220]	AG	SVM	-	96.2
TPOEM [354]	-	Per-patch scores	92.91	-
HOG + DWT [221]	ACP	SVM	90	71.43
LBF [222]	-	<i>Neural Networks</i>	93.77	85.88
Recadrage du visage + rotation [194]	-	CNN	97.38	97.18
DWT [195]	-	CNN	96.46	98.43
SIFT [196]	-	CNN	99.10	-
Méthode proposée (filtres de Gabor) [201]	ACP + AG	SVM (linéaire)	94.20	96.30

TABLE 6.9 – Comparaison de la méthode proposée avec d'autres méthodes dans la littérature

4 Expérimentations et résultats de l'approche d'adaptation à base d'émotion

Trois tests ont été menés pour valider l'approche d'adaptation des ressources de soutien à base d'émotions. Les deux premiers tests ont pour objectif de vérifier l'impact de la méthode proposée sur l'amélioration du niveau cognitif des étudiants. Le troisième test a été réalisé pour tester si les ressources de soutien recommandées augmentent les émotions positives (augmentent le profil émotionnel $PE(x)$) de l'étudiant. L'expérience a été réalisée dans le département d'informatique de l'Université 8 Mai 1945 (Guelma, nord-est de l'Algérie). Les étudiants ont suivi en ligne les concepts du langage de programmation C dans le cadre du TP de la matière algorithmique et structure de données.

4.1 Participants

Le système **emoLearnAdapt** est testé sur 40 étudiants de la première année mathématique et informatique dans le module de l'algorithmique. Les étudiants ont été divisés en deux groupes, le premier groupe était composé de 23 étudiants travaillant avec l'approche d'adaptation proposée (groupe de test), le second groupe est composé de 17 étudiants, dans ce cas le système ne prend pas en compte l'état émotionnel des étudiants et ne propose donc pas des recommandations des RS (groupe de contrôle).

4.2 Méthodologie et résultats obtenus

Dans cette section, et dans le but de valider l'approche d'adaptation à base d'émotions proposée, nous présentons en détail les études réalisées avec les tests statistiques employés pour chacune d'entre elles. De plus, nous présentons les résultats obtenus.

4.2.1 Test 1 : Vérification de l'effet de l'approche sur l'amélioration du niveau de connaissances des étudiants qui sont au sein du même groupe

Cette étude vise à déterminer si l'approche d'adaptation des ressources de soutien améliore les profils cognitifs des 23 étudiants du groupe de test (qui ont utilisé *emoLearnAdapt* avec ses fonctionnalités), pour cela, les étudiants ont répondu à deux questionnaires (prétest et post-test) concernant la programmation avec le langage C. Le prétest est donné aux étudiants du groupe de test avant l'accès au système pour évaluer leurs niveaux cognitifs, tandis que le post-test permet d'évaluer leurs niveaux cognitifs après l'utilisation du système. Nous définissons la variable aléatoire $PC_{prétest}$ le niveau de connaissances (profil cognitif) des étudiants mesuré avec le prétest, et $PC_{post-test}$ le niveau de connaissances (profil cognitif) des étudiants mesuré avec le post-test.

Le figure 6.11 et le tableau 6.10 montrent quelques statistiques descriptives concernant les profils cognitifs des apprenants avant et après l'utilisation du système.

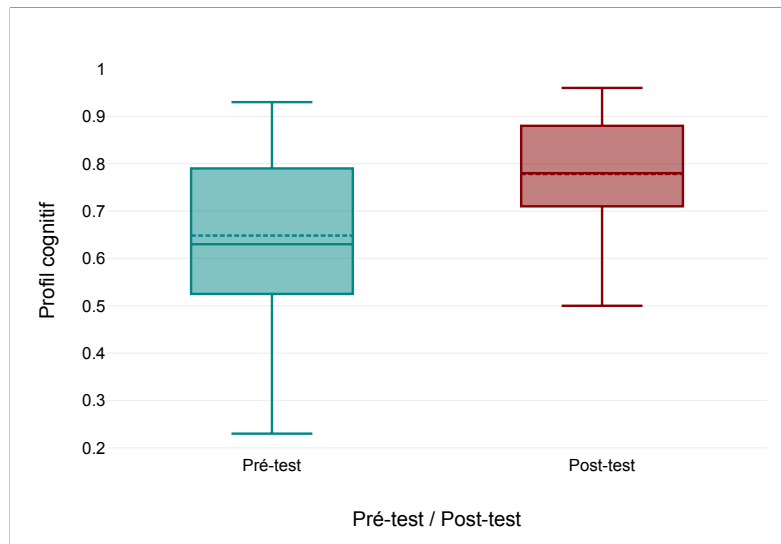


FIGURE 6.11 – Diagramme en boîte des deux échantillons $PC_{prétest}$ et $PC_{post-test}$

	N	Moyenne	Médiane	Écart type	Minimum	Maximum
$PC_{prétest}$	23	0.65	0.63	0.17	0.23	0.93
$PC_{post-test}$	23	0.78	0.78	0.13	0.5	0.96

TABLE 6.10 – Statistiques descriptives des deux variables $PC_{prétest}$ et $PC_{post-test}$

Nous définissons maintenant l'hypothèse nulle H_0 : " l'utilisation de l'outil d'adaptation des RS n'améliore pas le PC des apprenants" ($PC_{prétest} \geq PC_{post-test}$). Pour l'hypothèse alternative H_a : " l'utilisation de l'outil d'adaptation des RS améliore le PC des apprenants" ($PC_{prétest} \leq PC_{post-test}$).

On a deux échantillons ($PC_{prétest}$ et $PC_{post-test}$) sont dépendants, puisque pour le même apprenant, on a mesuré son PC dans ces deux échantillons. Afin de choisir le test approprié, on doit tester si les données de l'échantillon ($PC_{prétest} - PC_{post-test}$) sont distribuées normalement avec le test de Shapiro-Wilk, nous obtenons $W = 0.9$, $P_{value} = 0.032$. On a donc $P_{value} < 0.05$ et par conséquent on accepte l'hypothèse nulle et donc les données de la différence entre les valeurs appariées ($PC_{prétest} - PC_{post-test}$) ne sont pas distribuées normalement. On peut visualiser la normalité des données graphiquement par l'histogramme et le diagramme Q-Q⁶ (ou diagramme Q-Q) (figure 6.12). Ils montrent aussi que les données ne sont pas distribuées normalement. Par conséquent, nous décidons de travailler donc avec le **test unilatéral apparié de Wilcoxon**.

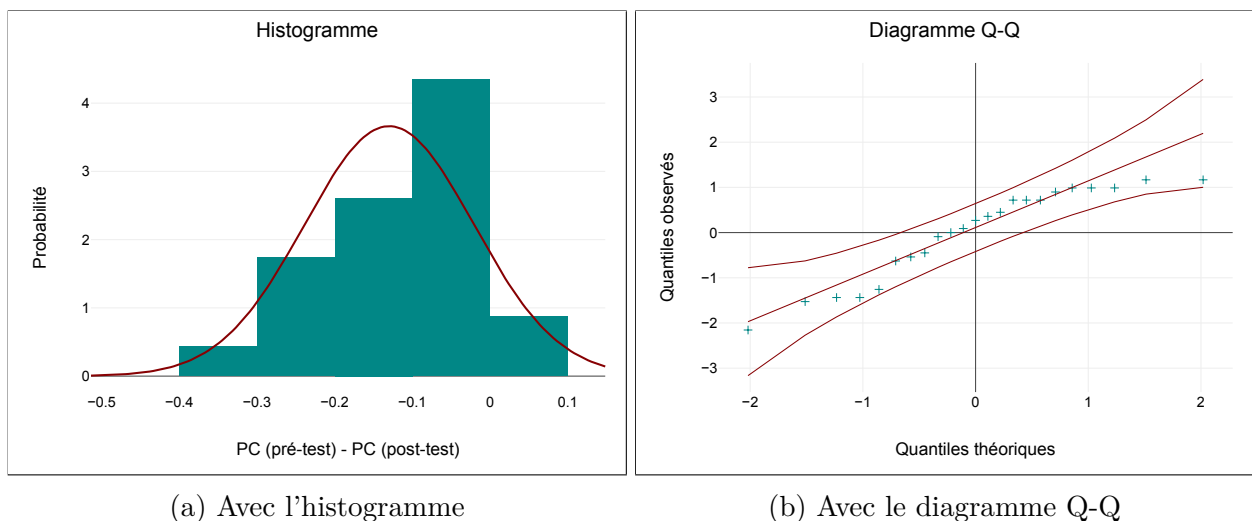


FIGURE 6.12 – Test de normalité de $PC_{prétest} - PC_{post-test}$

On applique le test de Wilcoxon avec $\alpha = 0.05$, nous obtenons $Z = 4.02$, $P_{value} < 0.001$. Les valeurs du $PC_{prétest}$ avait des valeurs plus faibles (*Médiane* = 0,63) que les valeurs du $PC_{post-test}$ (*Médiane* = 0,78). L'hypothèse nulle selon laquelle la variable $PC_{post-test}$ a une valeur inférieure ou égale à la variable $PC_{prétest}$ a été testée à l'aide d'un test unilatéral de Wilcoxon pour des échantillons appariés. Le résultat est statistiquement significatif, $P_{value} < 0.05$. L'hypothèse nulle est donc rejetée. Par conséquent, les valeurs de $PC_{post-test}$ sont supérieures aux valeurs de $PC_{prétest}$ et nous pouvons dire que l'utilisation de l'outil d'adaptation des ressources de soutien améliore le niveau de connaissance (le profil cognitif) des apprenants.

6. Le diagramme Q-Q (ou encore quantile-quantile) est un outil graphique permettant d'évaluer la pertinence de l'ajustement d'une distribution donnée à un modèle théorique. Pour vérifier la normalité des données, si les points sont alignés sur la première bissectrice c'est que la distribution suit probablement une normale.

4.2.2 Test 2 : Comparaison des améliorations des niveaux de connaissances des étudiants de deux groupes différents (avec et sans l'approche proposée)

Dans cette étude, on compare maintenant l'amélioration du niveau de connaissance (le profil cognitif) auprès de deux échantillons d'apprenants : groupe de test (qui ont utilisé *emoLearnAdapt* avec toutes ses fonctionnalités) et le groupe de contrôle. Le but de l'expérimentation est de voir l'impact de l'approche sur l'amélioration du profil cognitif par rapport aux apprenants qui n'ont pas utilisés les fonctionnalités de *emoLearnAdapt*.

Pour mesurer l'amélioration du PC des deux groupes de test et de contrôle, on évalue le PC des étudiants avant et après l'utilisation du système à travers un prétest et un post-test, comme dans la première expérimentation, mais cette fois aussi pour le groupe de contrôle. On compare entre les deux échantillons $diffPC_{contrôle}$ et $diffPC_{test}$ (avec $diffPC_{test} = PC_{test,post-test} - PC_{test,prétest}$ et $diffPC_{contrôle} = PC_{contrôle,post-test} - PC_{contrôle,prétest}$). La figure 6.13 et le tableau 6.11 montrent quelques statistiques descriptives de la progression des profils cognitifs des deux groupes test et contrôle.

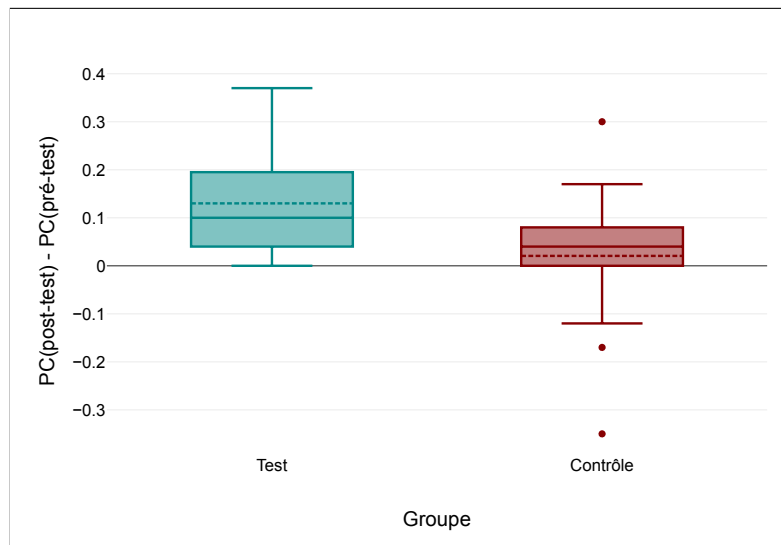


FIGURE 6.13 – Diagramme en boîte des deux échantillons $diffPC_{test}$ et $diffPC_{contrôle}$

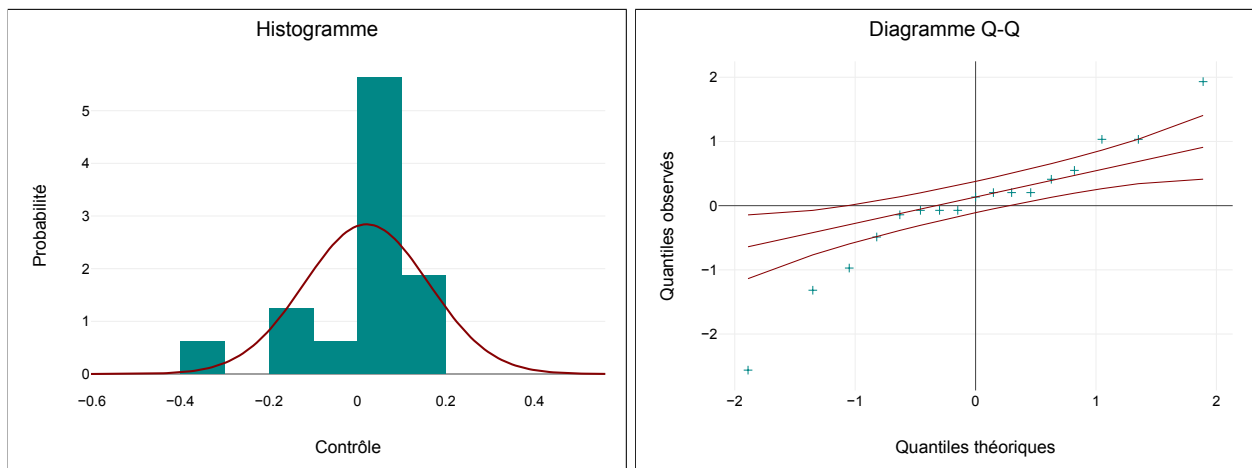
	N	Moyenne	Médiane	Écart type	Minimum	Maximum
$diffPC_{contrôle}$	17	0.02	0.04	0.14	-0.35	0.3
$diffPC_{test}$	23	0.13	0.1	0.11	0	0.37

TABLE 6.11 – Statistiques descriptives des deux variables $diffPC_{test}$ et $diffPC_{contrôle}$

Nous définissons maintenant l'hypothèse nulle H_0 : "l'utilisation de l'outil d'adaptation des RS n'améliore pas le profil cognitif des apprenants" ($diffPC_{test} \leq diffPC_{contrôle}$). Pour l'hypothèse alternative H_a : " l'utilisation de l'outil d'adaptation des RS améliore le profil

cognitif des apprenants " ($diffPC_{test} \geq diffPC_{contrôle}$).

Les deux échantillons ($diffPC_{test}$ et $diffPC_{contrôle}$) sont indépendants, puisque on a deux groupes de différents étudiants (groupe de contrôle $N = 17$ et groupe de test $N = 23$). On teste la distribution des deux échantillons séparément puisque ils sont indépendants avec le test de Shapiro-Wilk. Pour le groupe de contrôle, on trouve $W = 0.93$, $P_{value} = 0.238$. On a donc $P_{value} > 0.05$ et par conséquent on peut dire que les données de l'échantillon $diffPC_{contrôle}$ suivent la loi normale. L'histogramme et le diagramme Q-Q dans la figure 6.15 permettent aussi de nous donner une idée sur la distribution normale de ces données. Contrairement au groupe de



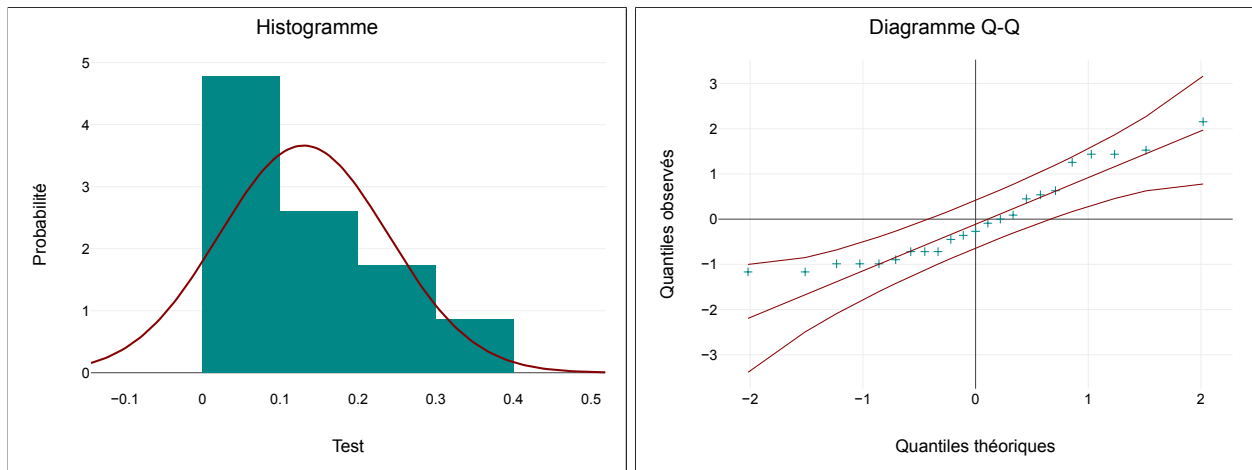
(a) Avec l'histogramme

(b) Avec le diagramme Q-Q

FIGURE 6.14 – Test de normalité de $diffPC_{contrôle}$

test, nous trouvons $P_{value} < 0.05$ (car $W = 0.9$, $P_{value} = 0.032$) et par conséquent on peut dire que les données de $diffPC_{test}$ ne suivent pas la loi normale. On peut valider la non-normalité de cette échantillon graphiquement par l'histogramme et le diagramme Q-Q (voir figure 6.15). Puisque les données d'un de ces deux échantillons indépendants ne suivent pas la loi normale, nous travaillons avec **le test unilatéral non apparié de Mann-Whitney U-Test**.

Les résultats des statistiques descriptives montrent que l'échantillon $diffPC_{test}$ avait des valeurs plus élevées ($Médiane = 0,1$) que le groupe de contrôle ($Médiane = 0,04$). Par l'application du test unilatéral de Mann-Whitney U-Test avec $\alpha = 0.05$, on trouve : $U = 108$, $Z = -2.4$ et $P_{value} = 0.008$. L'hypothèse nulle selon laquelle l'échantillon $diffPC_{test}$ a une valeur inférieure ou égale à celle de l'échantillon $diffPC_{contrôle}$ a été testée à l'aide d'un test de Mann-Whitney U unilatéral. Le résultat est statistiquement significatif, $P_{value} < 0.05$. L'hypothèse nulle est donc rejetée. Par conséquent, on accepte l'hypothèse alternative selon laquelle les valeurs de $diffPC_{test}$ sont supérieures aux valeurs de $diffPC_{contrôle}$. Par conséquent, l'utilisation de l'outil d'adaptation des RS améliore le niveau de connaissance des apprenants par rapport au groupe de contrôle.



(a) Avec l’histogramme

(b) Avec le diagramme Q-Q

FIGURE 6.15 – Test de normalité de $diffPC_{test}$

4.2.3 Test 3 : Vérification de l’effet de l’approche sur l’augmentation des émotions positives de l’étudiant

Le but de cette expérimentation est d’évaluer l’impact des ressources de soutien recommandées sur le profil émotionnel de l’apprenant, c’est-à-dire si ces RS augmentent les émotions positives des étudiants du groupe de test ou non. L’idée est de prendre en compte les changements de l’émotion de l’apprenant depuis la sélection de la RS jusqu’à la fin de l’effet de la RS. Pour cela, et pour chaque sélections de RS (total de sélections égale à 499), on calcule la différence entre le PE au moment de la sélection et au moment de la fin de l’effet de la RS. On associe pour chacun des 23 étudiants du groupe de test ($N = 23$) de RS, la moyenne des différences du PE pour les sélections faites par cet étudiant. Nous appelons cette échantillon $DiffPE$. Par exemple, l’apprenant 11 a fait cinq sélections de RS ; les différences du PE de ces sélection sont : $-0.15, -0.17, -0.16, -0.26, 0.09$. On attribut à cet apprenant, la moyenne de ces différences, c’est-à-dire : $\frac{(-0.15)+(-0.17)+(-0.16)+(-0.26)+(0.09)}{5} = -0.13$.

Si cette différence est positive, c’est que la ressource de soutien a augmenté le profil émotionnel de l’apprenant et le contraire est vrai. On teste si cette différence est assez grande pour dire qu’il y a une augmentation. Elle est assez grande si elle supérieure à une valeur appelée $testvalue$ que l’on fixe par 0.1. Le tableau 6.12 décrit quelques statistiques descriptives de cet échantillon.

	N	Moyenne	Médiane	Écart type	Minimum	Maximum
$DiffPE$	23	0.01	0.01	0.08	-0.16	0.15

TABLE 6.12 – Statistiques descriptives de $DiffPE$

Nous définissons maintenant l’hypothèse nulle H_0 : "l’utilisation des ressources de soutien

n'améliore pas le profil émotionnel de l'apprenant" ($DiffPE < 0.1$). Pour l'hypothèse alternative H_a : "l'utilisation des ressources de soutien améliore le profil émotionnel de l'apprenant" ($DiffPE > 0.1$).

De même que dans tous les autres cas, on teste la normalité des données de $DiffPE$ avec Shapiro-Wilk, nous obtenons $W = 0.95, P_{value} = 0.25$. On a donc $P_{value} > 0.05$ et par conséquent les données de cet échantillon sont distribuées normalement. On peut tester également la normalité de ces données graphiquement par les diagrammes illustrés dans la figure 6.16 (l'histogramme et le diagramme Q-Q), où ils montrent la même chose, c'est pour cela, nous décidons de vérifier l'hypothèse nulle avec le t-test unilatéral d'un seul échantillon.

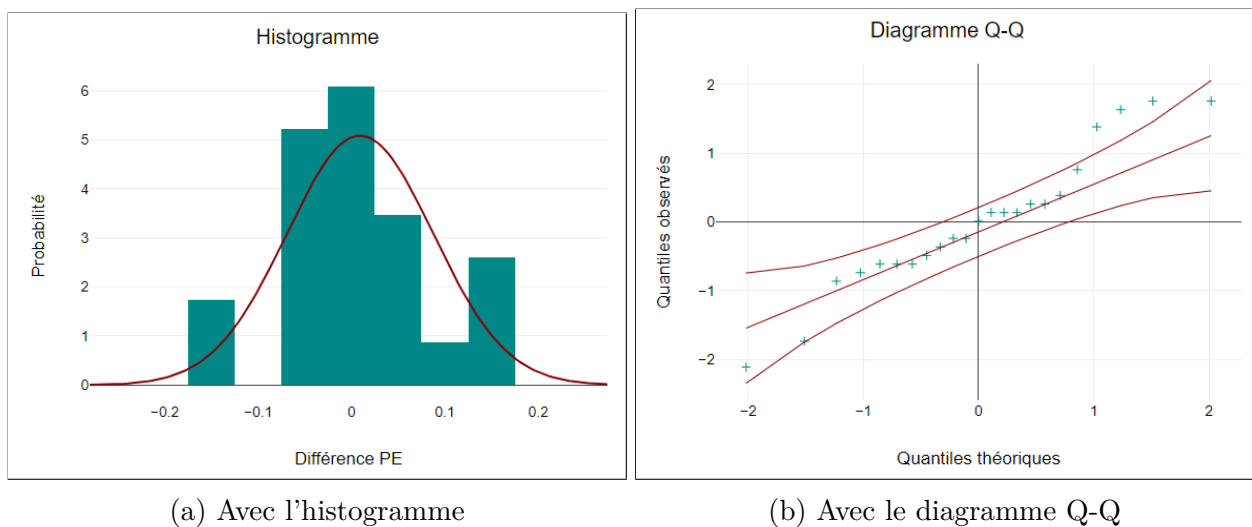


FIGURE 6.16 – Test de normalité de $DiffPE$

En appliquant le t-test sur l'échantillon $DiffPE$, nous obtenons : $t(df = 22) = 5.437$, $P_{value} = 0.99$ (tableau 6.13). P_{value} est supérieure au niveau de signification α ($\alpha = 0,05$). Il est évident que la moyenne de l'échantillon ($Moyenne = 0.01$) est très inférieure à la valeur de test fixée ($testvalue = 0.1$). Le résultat du t-test n'est pas significatif pour les présentes données et l'hypothèse nulle est retenue. Par conséquent, on suppose que l'échantillon provient d'une population dont la moyenne est inférieure ou égale à 0,1. En résumé, **l'outil d'adaptation des RS, n'a pas pu améliorer le profil émotionnel de l'apprenant.**

	t	df	P_{value}	Différence moyenne
$DiffPE$	5.437	22	0.99	-0.09

TABLE 6.13 – Résultats de l'application du t-test sur l'échantillon $DiffPE$

Cette différence par type de ressource de soutien est illustrée dans la figure 6.17. On remarque que pour les ressources de soutien où l'émotion de l'apprenant augmente ($DiffPE > 0$) : $ressTxt$, $ressVis$, $contactAppr$, $contactEns$, $ressAudn$ et $jeuEduc$, l'augmentation n'est

pas significative (ne dépasse pas 0.05), pour les autres RS (*actColl*, *exoRenf*, et *coursRenf*),

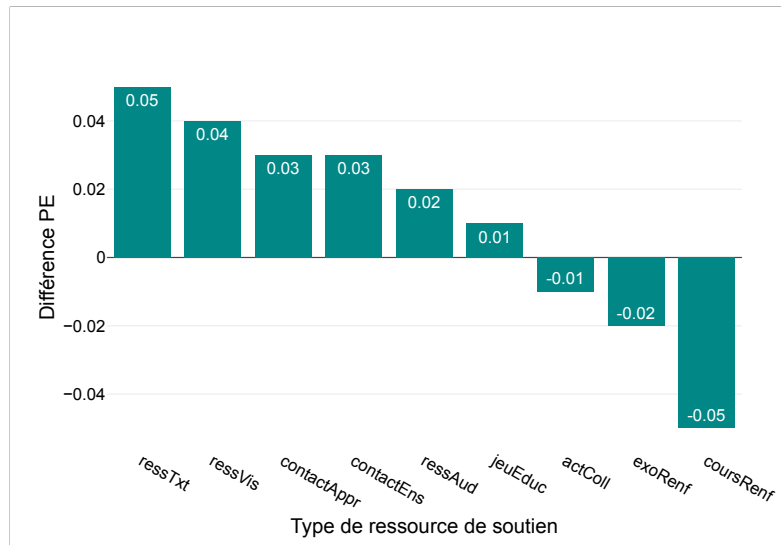


FIGURE 6.17 – Comparaison des différents types de RS par la différence des PE

il n'y a même pas d'augmentation, et la diminution de l'émotion n'est pas significative. En général, cette différence du profil émotionnel n'est pas remarquable, elle est en moyenne entre -0.05 et 0.05. Par l'analyse de *diffPE* par type de RS, on peut confirmer que les ressources n'augmentent pas le profil émotionnel de l'apprenant.

4.3 Discussion des résultats

Les résultats du premier test indiquent que l'outil d'adaptation à base d'émotion des ressources de soutien a augmenté le profil cognitif des apprenants. Le deuxième test consolide les résultats du premier en comparant la progression du PC des apprenants qui ont utilisé *emoLearnAdapt* avec ceux qui ne l'ont pas utilisé. Cela est justifié par la recommandation des différents types de RS qui s'adaptent aux informations du profils de l'apprenant. Certaines de ces RS aident les apprenants à améliorer leurs niveau de connaissances, comme le contact des enseignants, le contact des apprenants, les activités collaboratives ou même les jeux éducatifs. Les autres types de RS les aident psychologiquement et augmentent leurs émotions positives, ce qui les motivent à apprendre et par conséquent améliorer leur profil cognitif.

Pour le troisième test, son but est de tester s'il y a un impact des RS recommandées sur l'augmentation de l'émotion positive de l'apprenant. Nous avons trouvé des résultats qui ne sont pas significatifs, dans ce cas les RS n'ont pas pu améliorer le profil émotionnel de l'apprenant, malgré qu'elles ont pu augmenté leur profil cognitif. Cela peut-être expliqué par la nature complexe de l'émotion et la difficulté de reconnaître l'état émotionnel actuel de l'apprenant. Dans ce travail, nous avons essayé de reconnaître les émotions des apprenants seulement à partir

de leurs expressions faciales où on a considéré que ces dernières sont un miroir de l'émotion (c'est-à-dire on a démarré de l'hypothèse que l'expression faciale reconnue par le système de REF représente l'émotion de l'apprenant). L'utilisation d'une seule source de données émotionnelles n'a pas permis de faire une reconnaissance précise de l'émotion, c'est pour cela, qu'on voit parfois une augmentation du PE, parfois le contraire, comme cela est expliqué par la normalité des données (tous les différences de PE sont autour de 0).

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit le système implémenté nommé *emoLearnAdapt* avec ses différentes fonctionnalités. Ensuite, nous avons présenté les résultats des expérimentations faites sur le système, y compris ceux du module de reconnaissance des expressions faciales. Ces expérimentations avaient pour objectifs de :

1. Tester l'efficacité du système de reconnaissance des expressions faciales des apprenants.
2. Tester l'impact de *emoLearnAdapt* sur l'amélioration du profil cognitif de l'apprenant.
3. Tester l'impact de *emoLearnAdapt* sur l'amélioration du profil émotionnel de l'apprenant.

Concernant le module de REF proposé, les résultats de la méthode proposée montre de performance par rapport aux autres méthodes ; seules les méthodes basées sur le *Deep Learning* sont plus efficaces en termes de précision. En outre, nous avons motivé le choix de l'algorithme génétique pour l'optimisation des hyperparamètres et la sélection de caractéristiques par le comparer avec l'algorithme de recherche aléatoire (*randomized search*), où le modèle avec le premier est plus performant. Cependant, la méthode de REF est soumise à plusieurs limitations, comme la convergence lente de l'algorithme génétique pour les *datasets* comportant de nombreuses caractéristiques.

Pour le système *emoLearnAdapt*, les résultats obtenus ont montré un effet significatif en ce qui concerne l'amélioration du niveau de connaissance des apprenants (augmentation du profil cognitif). Or, en raison de la nature complexe des émotions et la difficulté de les détecter, les résultats du test de l'amélioration des ressources de soutien recommandées de l'émotion positive de l'apprenant n'ont pas été significatifs.

Conclusion générale

Le travail de recherche présenté dans cette thèse définit une nouvelle approche d'adaptation à base d'émotion des ressources de soutien dans un environnement d'apprentissage social et collaboratif. Dans un EIAH, les apprenants peuvent rencontrer dans leurs processus d'apprentissage, des difficultés d'apprentissage, des problèmes psychologiques, des situations de démotivation ou d'isolation, ce qui va avoir un impact sur leurs état émotionnel. Il est donc indispensable dans les environnements d'apprentissage en ligne de prendre en considération l'émotion de l'apprenant afin de l'aider à poursuivre son parcours d'apprentissage.

Partant de ce principe, l'objectif de ce travail est de prendre en considération l'état émotionnel de l'apprenant dans le processus d'adaptation des ressources et activités, afin que ces dernières puissent le soutenir, le motiver et le débloquent dans les situations difficiles. Cela est réalisé par un outil de recommandation des ressources/activités de soutien les plus pertinentes pour l'apprenant courant (les $n - top$ meilleures).

Nous clôturons la thèse par une synthèse des contributions apportées et les perspectives de recherches futures.

Contributions et résultats

Afin de modéliser la pertinence des ressources de soutien, nous avons fixé un ensemble de critères d'adaptation qui sont inspirés de différents aspects qualitatifs. C'est pourquoi, nous avons proposé un modèle de l'apprenant qui tient compte en plus des informations émotionnelles, ses différentes compétences cognitives et comportementales, ainsi que ses préférences. La modélisation de ces critères présente donc un très grand défi, surtout en ce qui concerne le profil émotionnel de l'apprenant qui est l'un de ces critères. La première contribution principale de ce travail était justement la modélisation de l'émotion de l'apprenant à partir de ses expressions faciales générées lors des activités d'apprentissage, de collaboration ou d'évaluation. Pour la reconnaissance robuste des expressions faciales, nous avons proposé une nouvelle méthode de REF qui extrait les caractéristiques faciales avec les filtres de Gabor et exploite les algo-

rithmes génétiques pour la sélection des caractéristiques et l'optimisation des hyperparamètres de SVM, où ce système est validé sur trois fameux *datasets* avec plusieurs expérimentations. Une émotion ne signifie pas toujours une expression faciale, c'est pourquoi, nous avons proposé un algorithme de quantification de l'émotion de l'apprenant qui est basé sur le principe que l'expression faciale générée peut refléter une émotion positive comme négative.

La deuxième contribution principale de ce travail est la suggestion d'un algorithme d'adaptation d'un ensemble de ressources de soutien qui décrit quand et comment mettre à jour la pertinence de ces ressources de soutien, tout en exploitant les critères d'adaptation définis. L'importance de ces derniers varient selon le type ou la nature de la ressource de soutien, à partir d'un tableau de bord, les coefficients d'importance de ces critères peuvent être pondérés. Enfin, les ressources de soutien les plus pertinentes ont été livrées à partir d'un outil de recommandation. Le système a été adopté par un système d'apprentissage social.

Pour valider l'approche d'adaptation, nous avons mené une expérimentation au niveau de l'université de Guelma (Algérie) avec des étudiants de première année licence en mathématiques et informatique. L'approche d'adaptation proposée a donné des résultats satisfaisants. Les ressources de soutien proposées ont réussi à améliorer le niveau cognitif des apprenants. Pourtant, mais les résultats n'ont pas été significatifs concernant l'amélioration du profil émotionnel. Nous voyons que le problème n'est pas dans les ressources de soutien qui n'ont pas pu augmenter le profil émotionnel de l'apprenant, mais dans la reconnaissance de l'émotion de l'apprenant elle-même qui est un très grand défi. Aussi, peut-être à cause de la nature des émotions détectées (joie, tristesse, peur, dégoût, colère, neutre et surprise) qui sont pas universelles et non pas des émotions académiques qui expliquent toutes sortes de processus psychologiques pendant l'apprentissage.

Perspectives

Comme perspectives de recherches futures, elles peuvent être divisées en plusieurs parties :

1. **Perspectives en relation avec l'amélioration de l'approche de reconnaissance des expressions faciales** : nous voulons optimiser les paramètres de Gabor en les intégrant dans le chromosome de l'algorithme génétique proposé. Cependant, plusieurs défis doivent être relevés, tels que le codage des paramètres de Gabor dans le chromosome et l'augmentation de la complexité du système génétique. En outre, le choix de la plage de valeurs pour chacun de ces paramètres doit être soigneusement étudié.
2. **Perspectives en relation avec la proposition d'une approche de reconnaissance**

multimodale des émotions : nous envisageons de combiner plusieurs sources d'informations émotionnelles afin d'augmenter la performance du modèle de reconnaissance de l'émotion pour reconnaître les émotions les plus complexes de l'apprenant. Nous voulons nous concentrer principalement sur des sources plus réalisables dans le contexte d'apprentissage en ligne, comme le texte (discussions et commentaires générés par les apprenants), mouvements de souris lors de l'apprentissage, la dynamique de frappe au clavier (*Keystroke Dynamics*), etc. Cela est possible avec les techniques de l'intelligence artificielle multimodales, qui est un nouveau paradigme de l'intelligence artificielle, dans lesquelles divers types de données (image, texte, parole, données numériques) sont combinés.

- 3. Perspectives en relation avec la construction du modèle de l'apprenant** : nous envisageons d'ajouter d'autres caractéristiques individuelles dans le modèle de l'apprenant qui peuvent influencer l'adaptation à base d'émotion, comme les traits de personnalité (Ouverture Conscienciosité Extraversion Agréabilité Neuroticisme). Ces derniers influencent le type d'émotions qui prédominent dans nos vies. Par exemple, le névrosisme est lié à l'affectivité négative, tandis que l'extraversion est liée à l'affectivité positive. Par conséquent, cela peut améliorer notre modèle d'adaptation. Aussi, nous voulons exploiter les traces générées dans les environnements d'apprentissage social pour extraire d'autres informations pertinentes implicitement en utilisant des algorithmes issus de traitement de données massives (*learning analytics*) et se débarrasser des différents questionnaires.

Bibliographie

- [1] Pierre Tchounikine. Pour une ingénierie des environnements informatiques pour l'apprentissage humain. *Revue I3-Information Interaction Intelligence*, 2 :59–95, 2002.
- [2] Mahfudzah Othman, Muhaini Othman, and Fazlin Marini Hussain. Designing prototype model of an online collaborative learning system for introductory computer programming course. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 90 :293–302, 2013.
- [3] Azeddine Chikh and Lamia Berkani. Communities of practice of e-learning, an innovative learning space for e-learning actors. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 2(2) :5022–5027, 2010.
- [4] Yasir Eltigani Ali Mustafa and Sami Mohamed Sharif. An approach to adaptive e-learning hypermedia system based on learning styles (aehs-ls) : Implementation and evaluation. *International Journal of Library and Information Science*, 3(1) :15–28, 2011.
- [5] Gerhard Weber. Adaptive learning systems in the world wide web. In *UM99 User Modeling*, pages 371–377. Springer, 1999.
- [6] Paul De Bra, Lora Aroyo, and Alexandra Cristea. Adaptive web-based educational hypermedia. In *Web Dynamics*, pages 387–410. Springer, 2004.
- [7] Nicola Henze and Wolfgang Nejdl. A logical characterization of adaptive educational hypermedia. *New review of hypermedia and multimedia*, 10(1) :77–113, 2004.
- [8] Samia Drissi and Abdelkrim Amirat. An adaptive e-learning system based on student's learning styles : An empirical study. *International Journal of Distance Education Technologies (IJDET)*, 14(3) :34–51, 2016.
- [9] Leila Kerkeni, Youssef Serrestou, Mohamed Mbarki, Kosai Raoof, and Mohamed Ali Mahjoub. A review on speech emotion recognition : Case of pedagogical interaction in classroom. In *2017 International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*, pages 1–7. IEEE, 2017.

- [10] Megan J Price, Nicholas V Mudrick, Michelle Taub, and Roger Azevedo. The role of negative emotions and emotion regulation on self-regulated learning with metatutor. In *International conference on intelligent tutoring systems*, pages 170–179. Springer, 2018.
- [11] Anna D Rowe and Julie Fitness. Understanding the role of negative emotions in adult learning and achievement : A social functional perspective. *Behavioral sciences*, 8(2) :27, 2018.
- [12] Julianne C Turner, Pamela K Thorpe, and Debra K Meyer. Students’ reports of motivation and negative affect : A theoretical and empirical analysis. *Journal of educational Psychology*, 90(4) :758, 1998.
- [13] ChanMin Kim and Reinhard Pekrun. Emotions and motivation in learning and performance. *Handbook of research on educational communications and technology*, pages 65–75, 2014.
- [14] Thomas Goetz, Oliver Lüdtke, Ulrike E Nett, Melanie M Keller, and Anastasiya A Lipnevich. Characteristics of teaching and students’ emotions in the classroom : Investigating differences across domains. *Contemporary educational psychology*, 38(4) :383–394, 2013.
- [15] Tobias Kärner and Kristina Kögler. Emotional states during learning situations and students’ self-regulation : process-oriented analysis of person-situation interactions in the vocational classroom. *Empirical Research in Vocational Education and Training*, 8(1) :1–23, 2016.
- [16] Erman Yukselturk, Serhat Ozeke, and Yalin Kilic Turel. Predicting dropout student : An application of data mining methods in an online education program. *European Journal of Open, Distance and e-learning*, 17(1) :118–133, 2014.
- [17] Sarah Carr. As distance education comes of age, the challenge is keeping the students. *Chronicle of higher education*, 46(23), 2000.
- [18] Fethi A Inan, Erman Yukselturk, and Michael M Grant. Profiling potential dropout students by individual characteristics in an online certificate program. *International Journal of Instructional Media*, 36(2) :163–177, 2009.
- [19] Sotiris B Kotsiantis, CJ Pierrakeas, and Panayiotis E Pintelas. Preventing student dropout in distance learning using machine learning techniques. In *International conference on knowledge-based and intelligent information and engineering systems*, pages 267–274. Springer, 2003.

- [20] Pedro A Willging and Scott D Johnson. Factors that influence students' decision to dropout of online courses. *Journal of Asynchronous Learning Networks*, 13(3) :115–127, 2009.
- [21] Irena Burić, Izabela Sorić, and Zvezdan Penezić. Emotion regulation in academic domain : Development and validation of the academic emotion regulation questionnaire (aerq). *Personality and Individual Differences*, 96 :138–147, 2016.
- [22] Qi-rong Mao, Xin-yu Pan, Yong-zhao Zhan, and Xiang-jun Shen. Using kinect for real-time emotion recognition via facial expressions. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 16(4) :272–282, 2015.
- [23] Pedro Marrero-Fernández, Arquímedes Montoya-Padrón, Antoni Jaume-i Capó, and Jose Maria Buades Rubio. Evaluating the research in automatic emotion recognition. *IETE Technical Review*, 31(3) :220–232, 2014.
- [24] Med Nadjib Kouahla, Adil Boughida, Imed Chebata, Zohra Mehenaoui, and Yacine Lafifi. Emorec : a new approach for detecting and improving the emotional state of learners in an e-learning environment. *Interactive Learning Environments*, pages 1–19, 2022.
- [25] Nicolas , Monique Baron, Cyrille Desmoulins, Monique Grandbastien, and Martial Vivet. Conception d'environnements interactifs d'apprentissage avec ordinateur. tendances et perspectives. *Actes des journées nationales du PRC IA*, pages 315–338, 1997.
- [26] Susanne P Lajoie and Roger Azevedo. Teaching and learning in technology-rich environments. 2006.
- [27] Said Talhi. *Intégration des technologies de coopération et d'intelligence dans les environnements d'apprentissage à distance*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2007.
- [28] SA McLeod. Skinner-operant conditioning. retrieved from http://project542.weebly.com/uploads/1/7/1/0/17108470/bf__skinner__operant_conditioning_-_simply_psychology.pdf, 2007. [Accessed 12-February-2022].
- [29] C. Cherkaoui. Positionnement historique du terme EIAH. <http://apprendreenligne.over-blog.com/2016/10/positionnement-historique-du-terme-eiah.html>, 2016. Online ; accessed 31 October 2022.
- [30] M David Merrill, Edward W Schneider, and Kathie A Fletcher. *Ticcit*, volume 2. Educational Technology, 1980.
- [31] Marion O Hagler and William M Marcy. The legacy of plato and ticcit for learning with computers. *Computer Applications in Engineering Education*, 8(2) :127–131, 2000.

- [32] Bruce Dixon. A high stakes question for the world's highest stakes test. <https://modernlearners.com/a-high-stakes-question-for-the-worlds-highest-stakes-test>, 2022. Online; Accessed 13-May-2022.
- [33] VICE News Ernie Smithn. The greatest computer network you've never heard of. <https://www.vice.com/en/article/pa3vvg/the-greatest-computer-network-youve-never-heard-of>, 2017. Online; Accessed 18-February-2022.
- [34] Jaime R Carbonell. Ai in cai : An artificial-intelligence approach to computer-assisted instruction. *IEEE transactions on man-machine systems*, 11(4) :190–202, 1970.
- [35] Tom Murray, Klaus Schultz, David Brown, and John Clement. An analogy-based computer tutor for remediating physics misconceptions. *Interactive Learning Environments*, 1(2) :79–101, 1990.
- [36] Gordon I McCalla. The central importance of student modelling to intelligent tutoring. In *New directions for intelligent tutoring systems*, pages 107–131. Springer, 1992.
- [37] Guy Gouardères, Anton Minko, and Luc Richard. Simulation and multi-agent environment for aircraft maintenance learning. In *International Conference on Artificial Intelligence : Methodology, Systems, and Applications*, pages 152–166. Springer, 2000.
- [38] Pierre Dillenbourg and John A Self. People power : A human-computer collaborative learning system. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, pages 651–660. Springer, 1992.
- [39] John R Anderson, C Franklin Boyle, and Gregg Yost. The geometry tutor. In *IJCAI*, pages 1–7, 1985.
- [40] John Seely Brown and Richard R Burton. Diagnostic models for procedural bugs in basic mathematical skills. *Cognitive science*, 2(2) :155–192, 1978.
- [41] John Seely Brown, Richard R Burton, Catherine Hausmann, Ira Goldstein, and Bill Huggins. Aspects of a theory for automated student modelling. Technical report, BOLT BERANEK AND NEWMAN INC CAMBRIDGE MASS, 1977.
- [42] Antonija Mitrović. Experiences in implementing constraint-based modeling in sql-tutor. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, pages 414–423. Springer, 1998.
- [43] Monique Baron, Régis Gras, and Jean-François Nicaud. Actes des deuxièmes journées eiao de cachan. *les éditions de l'école normale de Cachan*, 1991.

- [44] Mehnaoui Zohra. *Recommandation de collaborateurs pertinents dans un environnement d'apprentissage collaboratif*. PhD thesis, Université de 8 Mai 1945 Guelma - Algérie, 2018.
- [45] Roger Nkambou, Riichiro Mizoguchi, and Jacqueline Bourdeau. *Advances in intelligent tutoring systems*, volume 308. Springer Science & Business Media, 2010.
- [46] Nicolas Delestre. *Metadyne, un hypermédia adaptatif dynamique pour l'enseignement*. PhD thesis, Université de Rouen, 2000.
- [47] Rose Luckin, Wayne Holmes, Mark Griffiths, and Laurie B Forcier. *Intelligence unleashed : An argument for ai in education*. 2016.
- [48] Nada Dabbagh. Pedagogical models for e-learning : A theory-based design framework. *International journal of technology in teaching and learning*, 1(1) :25–44, 2005.
- [49] *La communication du savoir à distance*. Éducation et formation. L'Harmattan, Paris, 1996.
- [50] Safia BENDJEBAR. *Utilisation des Techniques de Data Mining pour la Modélisation des Tuteurs*. PhD thesis, Université de 8 Mai 1945 Guelma Algérie, 2016.
- [51] Atef CHORFI. *Développement d'un environnement pédagogique de support de la programmation coopérative des apprenants*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2021.
- [52] Anuradha A Gokhale. *Collaborative learning enhances critical thinking*. 1995.
- [53] Roberta S Matthews, James L Cooper, Neil Davidson, and Peter Hawkes. Building bridges between cooperative and collaborative learning. *Change : The magazine of higher learning*, 27(4) :35–40, 1995.
- [54] France Henri and Karin Lundgren-Cayrol. *Apprentissage collaboratif à distance*. Puq, 2001.
- [55] Lise Damphousse. *Participation et animation : un modèle d'analyse de la téléconférence assistée par ordinateur à la Télé-université*. Université du Québec à Montréal, 1997.
- [56] Virginia Milan. L'intégration du numérique dans l'enseignement-apprentissage du français langue étrangère (fle).
- [57] Fatiha Ferhani. Tice et co-construction des apprentissages en classe de fle. *Synergies Algérie*, pages 63–80, 2013.
- [58] Céline DRAN. Le social learning, de quoi parle-t-on? CAFOC Auvergne https://www.fun-mooc.fr/c4x/ENSCachan/20005/asset/efanfas3_textevideo1_social_learning.pdf, 2014. Online ; Accessed 18-April-2022.

- [59] Albert Bandura and Richard H Walters. *Social learning theory*, volume 1. Englewood cliffs Prentice Hall, 1977.
- [60] Nancy E Dowd, Dorothy G Singer, and Robin Fretwell Wilson. *Handbook of children, culture, and violence*. Sage, 2006.
- [61] Paul Resta and Thérèse Laferrière. Technology in support of collaborative learning. *Educational Psychology Review*, 19(1) :65–83, 2007.
- [62] Liam J Bannon. Issues in computer supported collaborative learning. In *Computer supported collaborative learning*, pages 267–281. Springer, 1995.
- [63] Clarence A Ellis, Simon J Gibbs, and Gail Rein. Groupware : some issues and experiences. *Communications of the ACM*, 34(1) :39–58, 1991.
- [64] Kendra Cherry. Theories of emotion, 2012.
- [65] James William. Ii.—what is an emotion? *Mind*, (34) :188–205, 1884.
- [66] Michel Cabanac. What is emotion? *Behavioural processes*, 60(2) :69–83, 2002.
- [67] Daniel L Schacter. Adaptive constructive processes and the future of memory. *American Psychologist*, 67(8) :603, 2012.
- [68] Robert E Thayer. *The biopsychology of mood and arousal*. Oxford University Press, 1990.
- [69] Alexandra Osika, Stephanie MacMahon, Jason M Lodge, and Annemaree Carroll. Emotions and learning : what role do emotions play in how and why students learn? 2022.
- [70] Ch Drew. What is the importance of emotions in education & learning. <https://helpfulprofessor.com/emotion-in-education>, 2021. Online ; Accessed 19-June-2022.
- [71] Vishal Jain. 3d model of attitude. *International Journal of Advanced Research in Management and Social Sciences*, 3(3) :1–12, 2014.
- [72] Carol Dweck. *Mindset-updated edition : Changing the way you think to fulfil your potential*. Hachette UK, 2017.
- [73] Barry Kort, Rob Reilly, and Rosalind W Picard. An affective model of interplay between emotions and learning : Reengineering educational pedagogy-building a learning companion. In *Proceedings IEEE international conference on advanced learning technologies*, pages 43–46. IEEE, 2001.
- [74] Mohamed Sathik and Sofia G Jonathan. Effect of facial expressions on student’s comprehension recognition in virtual educational environments. *SpringerPlus*, 2(1) :1–9, 2013.

- [75] Resmana Lim and Thiang MJT Reinders. Facial landmark detection using a gabor filter representation and a genetic search algorithm. In *SITIA 2000*. Citeseer, 2000.
- [76] Olga C Santos and Jesus Boticario. Affective issues in semantic educational recommender systems. In *RecSysTEL@ EC-TEL*, pages 71–82. Citeseer, 2012.
- [77] Niriaska Perozo, José Aguilar, Oswaldo Terán, and Heidy Molina. An affective model for the multiagent architecture for self-organizing and emergent systems (masoes). *Revista Técnica de la Facultad de Ingeniería Universidad del Zulia*, 35(1) :080–090, 2012.
- [78] Reinhard Pekrun. The control-value theory of achievement emotions : Assumptions, corollaries, and implications for educational research and practice. *Educational psychology review*, 18(4) :315–341, 2006.
- [79] Paul Ekman and Wallace V Friesen. Constants across cultures in the face and emotion. *Journal of personality and social psychology*, 17(2) :124, 1971.
- [80] Andrew Ortony, Gerald L Clore, and Allan Collins. *The cognitive structure of emotions*. Cambridge university press, 1990.
- [81] James A Russell. A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 39(6) :1161, 1980.
- [82] Annie Lang. Motivated cognition (lc4mp) : The influence of appetitive and aversive activation on the processing of video games. *Digital media : Transformation in human communication*, pages 237–256, 2006.
- [83] C Whissell. Emotion : theory research and experience, vol 4. the measurement of emotions, chapter. the dictionary of affect in language, 1989.
- [84] Jonathan Posner, James A Russell, and Bradley S Peterson. The circumplex model of affect : An integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology. *Development and psychopathology*, 17(3) :715–734, 2005.
- [85] Michalis Feidakis, Thanasis Daradoumis, Santi Caballé, Jordi Conesa, and David Gañán. A dual-modal system that evaluates user’s emotions in virtual learning environments and responds affectively. *J. Univers. Comput. Sci.*, 19(11) :1638–1660, 2013.
- [86] Vinícius P Gonçalves, Eduardo P Costa, Alan Valejo, Thienne M Johnson, Gustavo Pessin, Jó Ueyama, et al. Enhancing intelligence in multimodal emotion assessments. *Applied Intelligence*, 46(2) :470–486, 2017.
- [87] Charles Darwin, P Ekman, and P Prodger. The expression of the emotions in man and animals : Oxford university press. *USA,(1872 reprinted 2002)*, 2002.

- [88] Silvan Tomkins. *Affect imagery consciousness : Volume I : The positive affects*. Springer publishing company, 1962.
- [89] Silvan S Tompkins. Affect, imagery, consciousness : li. the negative affects. 1963.
- [90] Paul Ekman. Basic emotions. *Handbook of cognition and emotion*, 98(45-60) :16, 1999.
- [91] W James. What is an emotion ? mind os-ix. 1884.
- [92] William McDougall. *An introduction to social psychology*. Psychology Press, 2015.
- [93] John B Watson and Gregory A Kimble. *Behaviorism*. Routledge, 2017.
- [94] Magda B Arnold. Emotion and personality. 1960.
- [95] Orval Mowrer. Learning theory and behavior. 1960.
- [96] Carroll E Izard. The face of emotion. 1971.
- [97] Robert Plutchik. A general psychoevolutionary theory of emotion. In *Theories of emotion*, pages 3–33. Elsevier, 1980.
- [98] Paul Ekman. What emotion categories or dimensions can observers judge from facial behavior? *Emotions in the human face*, pages 39–55, 1982.
- [99] Jeffery A Gray. The neuropsychology of anxiety. *British Journal of Psychology*, 69(4) :417, 1978.
- [100] Jaak Panksepp. Toward a general psychobiological theory of emotions. *Behavioral and Brain sciences*, 5(3) :407–422, 1982.
- [101] Silvan Tomkins. Affect theory” i scherer k & ekman p (red) approaches to emotion, 1984.
- [102] Bernard Weiner and Sandra Graham. An attributional approach to emotional development. *Emotions, cognition, and behavior*, pages 167–191, 1984.
- [103] Nico H Frijda et al. *The emotions*. Cambridge University Press, 1986.
- [104] Gerry Meister. Anna wierzbicka" emotions across languages and cultures : Diversity and universals". *NUCB journal of language culture and communication*, 4(1) :81–82, 2002.
- [105] Keith Oatley and Philip N Johnson-Laird. Towards a cognitive theory of emotions. *Cognition and emotion*, 1(1) :29–50, 1987.
- [106] P Ekman, Wallace V Friesen, and J Hager. Investigator’s guide to the facial action coding system, 1978.
- [107] Ntombikayise Banda and Peter Robinson. Multimodal affect recognition in intelligent tutoring systems. In *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, pages 200–207. Springer, 2011.

- [108] Patricia A Jaques, Rosa Vicari, Sylvie Pesty, and Jean-Claude Martin. Evaluating a cognitive-based affective student model. In *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*, pages 599–608. Springer, 2011.
- [109] Gerald L Clore and Andrew Ortony. Psychological construction in the occ model of emotion. *Emotion Review*, 5(4) :335–343, 2013.
- [110] Elaheh Yadegaridehkordi, Nurul Fazmidar Binti Mohd Noor, Mohamad Nizam Bin Ayub, Hannyzzura Binti Affal, and Nornazlita Binti Hussin. Affective computing in education : A systematic review and future research. *Computers & Education*, 142 :103649, 2019.
- [111] Camilo Salazar, Jose Aguilar, Julián Monsalve-Pulido, and Edwin Montoya. Affective recommender systems in the educational field. a systematic literature review. *Computer Science Review*, 40 :100377, 2021.
- [112] Albert Mehrabian and James A Russell. A verbal measure of information rate for studies in environmental psychology. *Environment and Behavior*, 6(2) :233, 1974.
- [113] Albert Mehrabian. Basic dimensions for a general psychological theory : Implications for personality, social, environmental, and developmental studies. 1980.
- [114] Gualtiero Piccinini and Andrea Scarantino. Information processing, computation, and cognition. *Journal of biological physics*, 37(1) :1–38, 2011.
- [115] James A Russell. Core affect and the psychological construction of emotion. *Psychological review*, 110(1) :145, 2003.
- [116] David C Rubin and Jennifer M Talarico. A comparison of dimensional models of emotion : Evidence from emotions, prototypical events, autobiographical memories, and words. *Memory*, 17(8) :802–808, 2009.
- [117] Nancy A Remington, Leandre R Fabrigar, and Penny S Visser. Reexamining the circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 79(2) :286, 2000.
- [118] Robert P Abelson and Vello Sermat. Multidimensional scaling of facial expressions. *Journal of experimental psychology*, 63(6) :546, 1962.
- [119] Morteza Zangeneh Soroush, Keivan Maghooli, Seyed Kamaledin Setarehdan, and Ali Motie Nasrabadi. A novel method of eeg-based emotion recognition using nonlinear features variability and dempster–shafer theory. *Biomedical Engineering : Applications, Basis and Communications*, 30(04) :1850026, 2018.

- [120] Amaël Arguel, Lori Lockyer, Ottmar V Lipp, Jason M Lodge, and Gregor Kennedy. Inside out : detecting learners' confusion to improve interactive digital learning environments. *Journal of Educational Computing Research*, 55(4) :526–551, 2017.
- [121] Reinhard Pekrun, Thomas Goetz, Wolfram Titz, and Raymond P Perry. Academic emotions in students' self-regulated learning and achievement : A program of qualitative and quantitative research. *Educational psychologist*, 37(2) :91–105, 2002.
- [122] Elizabeth R Peterson, Gavin TL Brown, and Miriam C Jun. Achievement emotions in higher education : A diary study exploring emotions across an assessment event. *Contemporary Educational Psychology*, 42 :82–96, 2015.
- [123] Mehdi Malekzadeh, Mumtaz Begum Mustafa, and Adel Lahsasna. A review of emotion regulation in intelligent tutoring systems. *Journal of Educational Technology & Society*, 18(4) :435–445, 2015.
- [124] Jennifer J Vogel-Walcutt, Logan Fiorella, Teresa Carper, and Sae Schatz. The definition, assessment, and mitigation of state boredom within educational settings : A comprehensive review. *Educational Psychology Review*, 24(1) :89–111, 2012.
- [125] Sidney D'Mello and Rafael A Calvo. Beyond the basic emotions : what should affective computing compute? In *CHI'13 extended abstracts on human factors in computing systems*, pages 2287–2294. 2013.
- [126] Feng Tian, Pengda Gao, Longzhuang Li, Weizhan Zhang, Huijun Liang, Yanan Qian, and Ruomeng Zhao. Recognizing and regulating e-learners' emotions based on interactive chinese texts in e-learning systems. *Knowledge-Based Systems*, 55 :148–164, 2014.
- [127] Kexin Feng and Theodora Chaspari. A review of generalizable transfer learning in automatic emotion recognition. *Frontiers in Computer Science*, 2 :9, 2020.
- [128] Ashish Kapoor, Winslow Burleson, and Rosalind W Picard. Automatic prediction of frustration. *International journal of human-computer studies*, 65(8) :724–736, 2007.
- [129] M Pantic, SZ Li, and A Jain. Facial expression analysis. In *Encyclopedia of Biometrics*, volume 6, pages 400–406. Springer Science & Business Media LLC, 2009.
- [130] Isabelle Hupont. *Affective Computing : emotional facial sensing and multimodal fusion*. PhD thesis, Universidad de Zaragoza, 2010.
- [131] Stavros Petridis, Hatice Gunes, Sebastian Kaltwang, and Maja Pantic. Static vs. dynamic modeling of human nonverbal behavior from multiple cues and modalities. In *Proceedings of the 2009 international conference on Multimodal interfaces*, pages 23–30, 2009.

- [132] Agata Kołakowska. A review of emotion recognition methods based on keystroke dynamics and mouse movements. In *2013 6th international conference on human system interactions (HSI)*, pages 548–555. IEEE, 2013.
- [133] Liping Shen, Minjuan Wang, and Ruimin Shen. Affective e-learning : Using “emotional” data to improve learning in pervasive learning environment. *Journal of Educational Technology & Society*, 12(2) :176–189, 2009.
- [134] Joost Broekens and Willem-Paul Brinkman. Affectbutton : A method for reliable and valid affective self-report. *International Journal of Human-Computer Studies*, 71(6) :641–667, 2013.
- [135] Konstantina Chrysafiadi and Maria Virvou. Student modeling approaches : A literature review for the last decade. *Expert Systems with Applications*, 40(11) :4715–4729, 2013.
- [136] Krista R Muis, Cynthia Psaradellis, Susanne P Lajoie, Ivana Di Leo, and Marianne Chevrier. The role of epistemic emotions in mathematics problem solving. *Contemporary Educational Psychology*, 42 :172–185, 2015.
- [137] Detlef Urhahne. Teacher behavior as a mediator of the relationship between teacher judgment and students’ motivation and emotion. *Teaching and teacher education*, 45 :73–82, 2015.
- [138] Elena Núñez Castellar, Jan Van Looy, Arnaud Szmalec, and Lieven De Marez. Improving arithmetic skills through gameplay : Assessment of the effectiveness of an educational game in terms of cognitive and affective learning outcomes. *Information sciences*, 264 :19–31, 2014.
- [139] Hao-Chiang Koong Lin, Chih-Hung Wu, and Ya-Ping Hsueh. The influence of using affective tutoring system in accounting remedial instruction on learning performance and usability. *Computers in Human Behavior*, 41 :514–522, 2014.
- [140] R Pekrun, Th Goetz, and RP Perry. Achievement emotions questionnaire (aeq). *User’s manual. Munich, Germany : Department of Psychology, University of Munich*, 2005.
- [141] Reinhard Pekrun, Thomas Goetz, Anne C Frenzel, Petra Barchfeld, and Raymond P Perry. Measuring emotions in students’ learning and performance : The achievement emotions questionnaire (aeq). *Contemporary educational psychology*, 36(1) :36–48, 2011.
- [142] Reinhard Pekrun, Aisling Cusack, Kou Murayama, Andrew J Elliot, and Kevin Thomas. The power of anticipated feedback : Effects on students’ achievement goals and achievement emotions. *Learning and Instruction*, 29 :115–124, 2014.

- [143] Scotty Craig, Arthur Graesser, Jeremiah Sullins, and Barry Gholson. Affect and learning : an exploratory look into the role of affect in learning with autotutor. *Journal of educational media*, 29(3) :241–250, 2004.
- [144] Derick Leony, Pedro J Muñoz-Merino, Abelardo Pardo, and Carlos Delgado Kloos. Provision of awareness of learners’ emotions through visualizations in a computer interaction-based environment. *Expert Systems with Applications*, 40(13) :5093–5100, 2013.
- [145] Shazia Afzal and Peter Robinson. Designing for automatic affect inference in learning environments. *Journal of Educational Technology & Society*, 14(4) :21–34, 2011.
- [146] Mohamed Ben Ammar, Mahmoud Neji, Adel M Alimi, and Guy Gouardères. The affective tutoring system. *Expert Systems with Applications*, 37(4) :3013–3023, 2010.
- [147] Sandra Baldassarri, Isabelle Hupont, David Abadía, and Eva Cerezo. Affective-aware tutoring platform for interactive digital television. *Multimedia Tools and Applications*, 74(9) :3183–3206, 2015.
- [148] Sun Duo and Lu Xue Song. An e-learning system based on affective computing. *Physics Procedia*, 24 :1893–1898, 2012.
- [149] Jianhua Tao and Tieniu Tan. Affective computing : A review. In *International Conference on Affective computing and intelligent interaction*, pages 981–995. Springer, 2005.
- [150] Hao-Chiang Koong Lin, Cheng-Hung Wang, Ching-Ju Chao, and Ming-Kuan Chien. Employing textual and facial emotion recognition to design an affective tutoring system. *Turkish Online Journal of Educational Technology-TOJET*, 11(4) :418–426, 2012.
- [151] Sergio Salmeron-Majadas, Olga C Santos, and Jesus G Boticario. An evaluation of mouse and keyboard interaction indicators towards non-intrusive and low cost affective modeling in an educational context. *Procedia Computer Science*, 35 :691–700, 2014.
- [152] Olga C Santos, Sergio Salmeron-Majadas, and Jesus G Boticario. Emotions detection from math exercises by combining several data sources. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, pages 742–745. Springer, 2013.
- [153] Rob McCarney, James Warner, Steve Iliffe, Robbert Van Haselen, Mark Griffin, and Peter Fisher. The hawthorne effect : a randomised, controlled trial. *BMC medical research methodology*, 7(1) :1–8, 2007.
- [154] Yee Mei Lim, Aladdin Ayesh, and Martin Stacey. Using mouse and keyboard dynamics to detect cognitive stress during mental arithmetic. In *Science and Information Conference*, pages 335–350. Springer, 2014.

- [155] Senthil Kumar AV and M Rathi. Keystroke dynamics : a behavioral biometric model for user authentication in online exams. In *Research Anthology on Developing Effective Online Learning Courses*, pages 1137–1161. IGI Global, 2021.
- [156] Ishan Behoora and Conrad S Tucker. Machine learning classification of design team members’ body language patterns for real time emotional state detection. *Design Studies*, 39 :100–127, 2015.
- [157] Joochan Kim, Jungryul Seo, and Teemu H Laine. Detecting boredom from eye gaze and eeg. *Biomedical Signal Processing and Control*, 46 :302–313, 2018.
- [158] Stylianos Asteriadis, Paraskevi Tzouveli, Kostas Karpouzis, and Stefanos Kollias. Estimation of behavioral user state based on eye gaze and head pose—application in an e-learning environment. *Multimedia Tools and Applications*, 41(3) :469–493, 2009.
- [159] Xuejing Gu, Zhiliang Wang, Siyi Zheng, and Wei Wang. Design and implementation of the emotional pedagogical agent. In *2009 International Conference on Artificial Intelligence and Computational Intelligence*, volume 4, pages 459–462. IEEE, 2009.
- [160] Reza Lotfian and Carlos Busso. Predicting categorical emotions by jointly learning primary and secondary emotions through multitask learning. *Interspeech 2018*, 2018.
- [161] Chih-Chuan Lu, Jeng-Lin Li, and Chi-Chun Lee. Learning an arousal-valence speech front-end network using media data in-the-wild for emotion recognition. In *Proceedings of the 2018 on Audio/Visual Emotion Challenge and Workshop*, pages 99–105, 2018.
- [162] Florian Eyben, Klaus R Scherer, Björn W Schuller, Johan Sundberg, Elisabeth André, Carlos Busso, Laurence Y Devillers, Julien Epps, Petri Laukka, Shrikanth S Narayanan, et al. The geneva minimalistic acoustic parameter set (gemaps) for voice research and affective computing. *IEEE transactions on affective computing*, 7(2) :190–202, 2015.
- [163] Björn Schuller, Stefan Steidl, Anton Batliner, Alessandro Vinciarelli, Klaus Scherer, Fabien Ringeval, Mohamed Chetouani, Felix Weninger, Florian Eyben, Erik Marchi, et al. The interspeech 2013 computational paralinguistics challenge : Social signals, conflict, emotion, autism. In *Proceedings INTERSPEECH 2013, 14th Annual Conference of the International Speech Communication Association, Lyon, France*, 2013.
- [164] Iker Luengo, Eva Navas, Inmaculada Hernáez, and Jon Sánchez. Automatic emotion recognition using prosodic parameters. In *Ninth European conference on speech communication and technology*, 2005.

- [165] K Sreenivasa Rao, Shashidhar G Koolagudi, and Ramu Reddy Vempada. Emotion recognition from speech using global and local prosodic features. *International journal of speech technology*, 16(2) :143–160, 2013.
- [166] Sidney D’Mello and Jacqueline Kory. Consistent but modest : a meta-analysis on unimodal and multimodal affect detection accuracies from 30 studies. In *Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimodal interaction*, pages 31–38, 2012.
- [167] Rosa Gil, Jordi Virgili-Gomá, Roberto García, and Cindy Mason. Emotions ontology for collaborative modelling and learning of emotional responses. *Computers in Human Behavior*, 51 :610–617, 2015.
- [168] Saromporn Charoenpit and Michiko Ohkura. A new e-learning system focusing on emotional aspect using biological signals. In *International Conference on Human-Computer Interaction*, pages 343–350. Springer, 2013.
- [169] Weifeng Liu, Lianbo Zhang, Dapeng Tao, and Jun Cheng. Reinforcement online learning for emotion prediction by using physiological signals. *Pattern Recognition Letters*, 107 :123–130, 2018.
- [170] Arindam Ray and Amlan Chakrabarti. Biophysical signal based emotion detection for technology enabled affective learning. In *2015 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT)*, pages 1–6. IEEE, 2015.
- [171] Liping Shen, Victor Callaghan, and Ruimin Shen. Affective e-learning in residential and pervasive computing environments. *Information Systems Frontiers*, 10(4) :461–472, 2008.
- [172] Sergio Salmeron-Majadas, Miguel Arevalillo-Herráez, Olga C Santos, Mar Saneiro, Raúl Cabestrero, Pilar Quirós, David Arnau, and Jesus G Boticario. Filtering of spontaneous and low intensity emotions in educational contexts. In *International Conference on Artificial Intelligence in Education*, pages 429–438. Springer, 2015.
- [173] Chih-Ming Chen and Ying-Chun Sun. Assessing the effects of different multimedia materials on emotions and learning performance for visual and verbal style learners. *Computers & Education*, 59(4) :1273–1285, 2012.
- [174] Chih-Ming Chen and Chung-Hsin Wu. Effects of different video lecture types on sustained attention, emotion, cognitive load, and learning performance. *Computers & Education*, 80 :108–121, 2015.
- [175] Saromporn Charoenpit and Michiko Ohkura. Exploring emotion in an e-learning system using eye tracking. *International Journal of Affective Engineering*, pages IJAE–D, 2015.

- [176] Arturas Kaklauskas, Agne Kuzminskė, Edmundas Kazimieras Zavadskas, Alfonsas Daniunas, Gintaris Kaklauskas, Mark Seniut, J Raistenskis, Andrej Safonov, R Kliukas, Algirdas Juozapaitis, et al. Affective tutoring system for built environment management. *Computers & Education*, 82 :202–216, 2015.
- [177] Olga C Santos, Mar Saneiro, Sergio Salmeron-Majadas, and Jesus G Boticario. A methodological approach to eliciting affective educational recommendations. In *2014 IEEE 14th International Conference on Advanced Learning Technologies*, pages 529–533. IEEE, 2014.
- [178] Sidney D’mello and Art Graesser. Autotutor and affective autotutor : Learning by talking with cognitively and emotionally intelligent computers that talk back. *ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems (TiiS)*, 2(4) :1–39, 2013.
- [179] Pilar Rodriguez, Alvaro Ortigosa, and Rosa M Carro. Detecting and making use of emotions to enhance student motivation in e-learning environments. *International Journal of Continuing Engineering Education and Life Long Learning* 6, 24(2) :168–183, 2014.
- [180] Pythagoras Karampiperis, Antonis Koukourikos, and Giannis Stoitsis. Collaborative filtering recommendation of educational content in social environments utilizing sentiment analysis techniques. In *Recommender Systems for Technology Enhanced Learning*, pages 3–23. Springer, 2014.
- [181] Jihen Khalfallah and Jaleleddine Ben Hadj Slama. Facial expression recognition for intelligent tutoring systems in remote laboratories platform. *Procedia Computer Science*, 73 :274–281, 2015.
- [182] Mar Saneiro, Olga C Santos, Sergio Salmeron-Majadas, and Jesus G Boticario. Towards emotion detection in educational scenarios from facial expressions and body movements through multimodal approaches. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014.
- [183] Kiavash Bahreini, Rob Nadolski, and Wim Westera. Improved multimodal emotion recognition for better game-based learning. In *International Conference on Games and Learning Alliance*, pages 107–120. Springer, 2014.
- [184] Kiavash Bahreini, Wim Van der Vegt, and Wim Westera. A fuzzy logic approach to reliable real-time recognition of facial emotions. *Multimedia Tools and Applications*, 78(14) :18943–18966, 2019.
- [185] Jing Han, Zixing Zhang, Maximilian Schmitt, Maja Pantic, and Björn Schuller. From hard to soft : Towards more human-like emotion recognition by modelling the perception

- uncertainty. In *Proceedings of the 25th ACM international conference on Multimedia*, pages 890–897, 2017.
- [186] Beate Grawemeyer, Manolis Mavrikis, Wayne Holmes, Alice Hansen, Katharina Loibl, and Sergio Gutiérrez-Santos. The impact of feedback on students’ affective states. In *CEUR Workshop Proceedings*, volume 1432. CEUR Workshop Proceedings, 2015.
- [187] Diane Litman and Kate Forbes-Riley. Evaluating a spoken dialogue system that detects and adapts to user affective states. In *Proceedings of the 15th Annual Meeting of the Special Interest Group on Discourse and Dialogue (SIGDIAL)*, pages 181–185, 2014.
- [188] Cristina Conati and Heather Maclaren. Modeling user affect from causes and effects. In *International Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization*, pages 4–15. Springer, 2009.
- [189] Lan Li, Li Cheng, and Kun-xi Qian. An e-learning system model based on affective computing. In *2008 international conference on cyberworlds*, pages 45–50. IEEE, 2008.
- [190] Wallace V Friesen, Paul Ekman, et al. Emfacs-7 : Emotional facial action coding system. *Unpublished manuscript, University of California at San Francisco*, 2(36) :1, 1983.
- [191] Boughida Adil, Kouahla Mohamed Nadjib, and Lafifi Yacine. A novel approach for facial expression recognition. In *2019 International Conference on Networking and Advanced Systems (ICNAS)*, pages 1–5. IEEE, 2019.
- [192] Abhinav Dhall, Akshay Asthana, Roland Goecke, and Tom Gedeon. Emotion recognition using phog and lpq features. In *Face and Gesture 2011*, pages 878–883. IEEE, 2011.
- [193] Bo Sun, Liandong Li, Tian Zuo, Ying Chen, Guoyan Zhou, and Xuewen Wu. Combining multimodal features with hierarchical classifier fusion for emotion recognition in the wild. In *Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction*, pages 481–486. ACM, 2014.
- [194] Kuan Li, Yi Jin, Muhammad Waqar Akram, Ruize Han, and Jiongwei Chen. Facial expression recognition with convolutional neural networks via a new face cropping and rotation strategy. *The Visual Computer*, 36(2) :391–404, 2020.
- [195] Ridha Ilyas Bendjillali, Mohammed Beladgham, Khaled Merit, and Abdelmalik Taleb-Ahmed. Improved facial expression recognition based on dwt feature for deep cnn. *Electronics*, 8(3) :324, 2019.
- [196] Tee Connie, Mundher Al-Shabi, Wooi Ping Cheah, and Michael Goh. Facial expression recognition using a hybrid cnn–sift aggregator. In *International Workshop on Multi-disciplinary Trends in Artificial Intelligence*, pages 139–149. Springer, 2017.

- [197] Soujanya Poria, Erik Cambria, Amir Hussain, and Guang-Bin Huang. Towards an intelligent framework for multimodal affective data analysis. *Neural Networks*, 63 :104–116, 2015.
- [198] Shufeng Xiong, Hailian Lv, Weiting Zhao, and Donghong Ji. Towards twitter sentiment classification by multi-level sentiment-enriched word embeddings. *Neurocomputing*, 275 :2459–2466, 2018.
- [199] GRS Murthy and RS Jadon. Effectiveness of eigenspaces for facial expressions recognition. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 1(5) :638, 2009.
- [200] Zhengyou Zhang. Feature-based facial expression recognition : Sensitivity analysis and experiments with a multilayer perceptron. *International journal of pattern recognition and Artificial Intelligence*, 13(06) :893–911, 1999.
- [201] Adil Boughida, Mohamed Nadjib Kouahla, and Yacine Lafifi. A novel approach for facial expression recognition based on gabor filters and genetic algorithm. *Evolving Systems*, 13(2) :331–345, 2022.
- [202] Saranya Rajan, Poongodi Chenniappan, Somasundaram Devaraj, and Nirmala Madian. Facial expression recognition techniques : a comprehensive survey. *IET Image Processing*, 13(7) :1031–1040, 2019.
- [203] Najmeh Samadiani, Guangyan Huang, Borui Cai, Wei Luo, Chi-Hung Chi, Yong Xiang, and Jing He. A review on automatic facial expression recognition systems assisted by multimodal sensor data. *Sensors*, 19(8) :1863, 2019.
- [204] Khadoudja Ghanem. Reconnaissance des expressions faciales à base d’informations video ; estimation de l’intensité des expressions faciales. 2010.
- [205] David Matsumoto. Benefits of reading facial expressions of emotion. <https://www.humintell.com/2021/04/benefits-of-reading-facial-expressions-of-emotion/>, April. 6, 2021. Online ; Accessed 18-September-2018.
- [206] Paul Ekman and Karl G Heider. The universality of a contempt expression : A replication. *Motivation and emotion*, 12(3) :303–308, 1988.
- [207] Ying-Li Tian, Takeo Kanade, and Jeffrey F Cohn. Facial expression analysis. In *Handbook of face recognition*, pages 247–275. Springer, 2005.
- [208] Paul Viola and Michael Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001*, volume 1, pages I–I. Ieee, 2001.

- [209] Li Stan, Z Li, and Anil K Jain. Encyclopedia of biometrics. In *IZ*, volume 1. Springer Science & Business Media, 2009.
- [210] Adrian Rosebrock. Face alignment with opencv and python. <https://www.pyimagesearch.com/2017/05/22/face-alignment-with-opencv-and-python/>, 2017.
- [211] Moe Moe Htay, GR Sinha, Hanni Htun, and Phyu Myo Thwe. Comparison of preprocessing methods used in facial expression recognition. 2019.
- [212] Hamid Sadeghi and Abolghasem-A Raie. Human vision inspired feature extraction for facial expression recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 78(21) :30335–30353, 2019.
- [213] Ciprian Adrian Corneanu, Marc Oliu Simón, Jeffrey F Cohn, and Sergio Escalera Guerrero. Survey on rgb, 3d, thermal, and multimodal approaches for facial expression recognition : History, trends, and affect-related applications. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 38(8) :1548–1568, 2016.
- [214] Ron Brinkmann. *The art and science of digital compositing : Techniques for visual effects, animation and motion graphics*. Morgan Kaufmann, 2008.
- [215] Maria Mahmood, Ahmad Jalal, and Hawke A Evans. Facial expression recognition in image sequences using 1d transform and gabor wavelet transform. In *2018 International Conference on Applied and Engineering Mathematics (ICAEM)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [216] Zhen-Tao Liu, Si-Han Li, Wei-Hua Cao, Dan-Yun Li, Man Hao, and Ri Zhang. Combining 2d gabor and local binary pattern for facial expression recognition using extreme learning machine. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 23(3) :444–455, 2019.
- [217] Shu Qin, Zhengzhou Zhu, Yuhang Zou, and Xiaowei Wang. Facial expression recognition based on gabor wavelet transform and 2-channel cnn. *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, page 2050003, 2019.
- [218] Gwen Littlewort, Marian Stewart Bartlett, Ian Fasel, Joshua Susskind, and Javier Movellan. Dynamics of facial expression extracted automatically from video. In *2004 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop*, pages 80–80. IEEE, 2004.
- [219] Muzammil Abdulrahman, Tajuddeen R Gwadabe, Fahad J Abdu, and Alaa Eleyan. Gabor wavelet transform based facial expression recognition using pca and lbp. In *2014 22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pages 2265–2268. IEEE, 2014.

- [220] Thiago HH Zavaschi, Alessandro L Koerich, and LES Oliveira. Facial expression recognition using ensemble of classifiers. In *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 1489–1492. IEEE, 2011.
- [221] Swati Nigam, Rajiv Singh, and AK Misra. Efficient facial expression recognition using histogram of oriented gradients in wavelet domain. *Multimedia tools and applications*, 77(21) :28725–28747, 2018.
- [222] Ivan Gogić, Martina Manhart, Igor S Pandžić, and Jörgen Ahlberg. Fast facial expression recognition using local binary features and shallow neural networks. *The Visual Computer*, 36(1) :97–112, 2020.
- [223] Asit Barman and Paramartha Dutta. Facial expression recognition using distance and shape signature features. *Pattern Recognition Letters*, 2017.
- [224] Deepak Ghimire, Sunghwan Jeong, Sunhong Yoon, Juhwan Choi, and Joonwhoan Lee. Facial expression recognition based on region specific appearance and geometric features. In *2015 Tenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*, pages 142–147. IEEE, 2015.
- [225] Khadija Lekdioui, Rochdi Messoussi, Yassine Ruichek, Youness Chaabi, and Raja Touahni. Facial decomposition for expression recognition using texture/shape descriptors and svm classifier. *Signal Processing : Image Communication*, 58 :300–312, 2017.
- [226] Meriem Sari, Abdelouhab Moussaoui, and Abdenour Hadid. Automated facial expression recognition using deep learning techniques : An overview. *International Journal of Informatics and Applied Mathematics*, 3 :39 – 53, 2020.
- [227] Mengyi Liu, Shaoxin Li, Shiguang Shan, and Xilin Chen. Au-aware deep networks for facial expression recognition. In *2013 10th IEEE international conference and workshops on automatic face and gesture recognition (FG)*, pages 1–6. IEEE, 2013.
- [228] Salah Bouktif, Ali Fiaz, Ali Ouni, and Mohamed Serhani. Optimal deep learning lstm model for electric load forecasting using feature selection and genetic algorithm : Comparison with machine learning approaches. *Energies*, 11(7) :1636, 2018.
- [229] Cheng-Lung Huang and Chieh-Jen Wang. A ga-based feature selection and parameters optimization for support vector machines. *Expert Systems with applications*, 31(2) :231–240, 2006.
- [230] Sabah Sayed, Mohammad Nassef, Amr Badr, and Ibrahim Farag. A nested genetic algorithm for feature selection in high-dimensional cancer microarray datasets. *Expert Systems with Applications*, 121 :233–243, 2019.

- [231] Jiangang Yu and Bir Bhanu. Evolutionary feature synthesis for facial expression recognition. *Pattern Recognition Letters*, 27(11) :1289–1298, 2006.
- [232] Amal Bouraoui, Salma Jamoussi, and Yassine BenAyed. A multi-objective genetic algorithm for simultaneous model and feature selection for support vector machines. *Artificial Intelligence Review*, 50(2) :261–281, 2018.
- [233] Mingyuan Zhao, Chong Fu, Luping Ji, Ke Tang, and Mingtian Zhou. Feature selection and parameter optimization for support vector machines : A new approach based on genetic algorithm with feature chromosomes. *Expert Systems with Applications*, 38(5) :5197–5204, 2011.
- [234] Cheng-Lung Huang and Jian-Fan Dun. A distributed pso–svm hybrid system with feature selection and parameter optimization. *Applied soft computing*, 8(4) :1381–1391, 2008.
- [235] Shih-Wei Lin, Kuo-Ching Ying, Shih-Chieh Chen, and Zne-Jung Lee. Particle swarm optimization for parameter determination and feature selection of support vector machines. *Expert systems with applications*, 35(4) :1817–1824, 2008.
- [236] Reinhard Pekrun. The impact of emotions on learning and achievement : Towards a theory of cognitive/motivational mediators. *Applied psychology*, 41(4) :359–376, 1992.
- [237] Rob Reilly. The science behind the art of teaching science : Emotional state and learning. In *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, pages 3021–3026. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2004.
- [238] El Amine Ouraiba, Azeddine Chikh, Abdelmalik Taleb-Ahmed, and Zeyneb El Yebdri. Automatic personalization of learning scenarios using svm. In *2009 Ninth IEEE international conference on advanced learning technologies*, pages 183–185. IEEE, 2009.
- [239] Jesus G Boticario and Olga C Santos. An open ims-based user modelling approach for developing adaptive learning management systems. *Journal of Interactive Media in Education*, 2007.
- [240] Dounia Mansouri. *Réutilisation et partage de l'expérience en conception de modules de formations : modèle de conception, épisodes de conceptions, adaptation dans des contextes différents*. PhD thesis, Setif University - Algeria, 2018.
- [241] Paul De Bra and Licia Calvi. Aha : a generic adaptive hypermedia system. In *Proceedings of the 2nd Workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia*, pages 5–12, 1998.
- [242] Merriam-Webster. hypertext. <https://www.merriam-webster.com/dictionary/hypertext>. [Accessed 06-July-2022].

- [243] Theodor Holm Nelson. Complex information processing : a file structure for the complex, the changing and the indeterminate. In *Proceedings of the 1965 20th national conference*, pages 84–100, 1965.
- [244] Fayrouz Soualah-Alila. *CAMLearn : Une Architecture de Système de Recommandation Sémantique Sensible au Contexte. Application au Domaine du M-Learning*. PhD thesis, Université de Bourgogne, 2015.
- [245] Peter Brusilovsky. Methods and techniques of adaptive hypermedia. In *Adaptive hypertext and hypermedia*, pages 1–43. Springer, 1998.
- [246] Cédric Jacquot, Yolaine Bourda, Fabrice Popineau, Alexandre Delteil, and Chantal Reynaud. Glam : A generic layered adaptation model for adaptive hypermedia systems. In *International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems*, pages 131–140. Springer, 2006.
- [247] Peter Brusilovsky. Adaptive hypermedia. *User modeling and user-adapted interaction*, 11(1) :87–110, 2001.
- [248] Peter Brusilovsky and Mark T Maybury. From adaptive hypermedia to the adaptive web. *Communications of the ACM*, 45(5) :30–33, 2002.
- [249] Evgeny Knutov, Paul De Bra, and Mykola Pechenizkiy. Ah 12 years later : a comprehensive survey of adaptive hypermedia methods and techniques. *New review of hypermedia and multimedia*, 15(1) :5–38, 2009.
- [250] RN Sheryl Ness, RN Janine Kokal, Kelliann Fee-Schroeder, Paul Novotny, Daniel Satele, RN Debra Barton, et al. Concerns across the survivorship trajectory : results from a survey of cancer survivors. In *Oncology nursing forum*, volume 40, page 35. Oncology Nursing Society, 2013.
- [251] David Smits and Paul De Bra. Gale : a highly extensible adaptive hypermedia engine. In *Proceedings of the 22nd ACM conference on Hypertext and hypermedia*, pages 63–72, 2011.
- [252] Andrea Bunt, Giuseppe Carenini, and Cristina Conati. Adaptive content presentation for the web. In *The adaptive web*, pages 409–432. Springer, 2007.
- [253] Mario Cannataro, Alfredo Cuzzocrea, and Andrea Pugliese. A probabilistic approach to model adaptive hypermedia systems. In *WebDyn@ ICDT*, pages 50–60, 2001.
- [254] Jatinder Hothi and Wendy Hall. An evaluation of adapted hypermedia techniques using static user modelling. In *Proceedings of the second workshop on adaptive hypertext and hypermedia*, pages 45–50, 1998.

- [255] Bujar Raufi, Mexhid Ferati, Xhemal Zenuni, Jaumin Ajdari, and Florije Ismaili. Methods and techniques of adaptive web accessibility for the blind and visually impaired. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 195 :1999–2007, 2015.
- [256] Julita Vassileva. Dynamic courseware generation : at the cross point of cal, its and authoring. In *Proceedings of ICCE*, volume 95, pages 290–297. Citeseer, 1995.
- [257] Kyparisia A Papanikolaou, Maria Grigoriadou, Harry Kornilakis, and George D Magoulas. Inspire : an intelligent system for personalized instruction in a remote environment. In *Workshop on Adaptive Hypermedia*, pages 215–225. Springer, 2001.
- [258] Antoine Delestre. *Les religions des étudiants*. l’Harmattan, 1997.
- [259] Lahcen Oubahssi. *Conception de plates-formes logicielles pour la formation à distance, présentant des propriétés d’adaptabilité à différentes catégories d’usagers et d’interopérabilité avec d’autres environnements logiciels*. PhD thesis, Paris 5, 2005.
- [260] Jean-Mathias Heraud, Laure France, and Alain Mille. Pixed : An its that guides students with the help of learners’ interaction log. In *Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Tutoring System, Maceio, Brazil*. Citeseer, 2004.
- [261] Julien Gaillard. *Recommender systems : Dynamic adaptation and argumentation*. Avignon, 2014.
- [262] Frank Meyer. Recommender systems in industrial contexts. *arXiv preprint arXiv :1203.4487*, 2012.
- [263] Mohammed Baidada. *Personnalisation de l’apprentissage dans un environnement en ligne par recommandation de ressources pédagogiques à l’aide d’une approche de filtrage hybride dans un contexte d’enseignement supérieur au Maroc*. PhD thesis, Lorient, 2020.
- [264] Mark Van Setten. Supporting people in finding information : hybrid recommender systems and goal-based structuring. 2005.
- [265] Robin Burke. Hybrid recommender systems : Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, 12(4) :331–370, 2002.
- [266] Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, and Gerhard Friedrich. *Recommender systems : an introduction*. Cambridge University Press, 2010.
- [267] Paul Resnick, Neophytos Iacovou, Mitesh Suchak, Peter Bergstrom, and John Riedl. GroupLens : An open architecture for collaborative filtering of netnews. In *Proceedings of the 1994 ACM conference on Computer supported cooperative work*, pages 175–186, 1994.

- [268] Upendra Shardanand and Pattie Maes. Social information filtering : Algorithms for automating “word of mouth”. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pages 210–217, 1995.
- [269] Jonathan L. Herlocker and Joseph A. Konstan. Content-independent task-focused recommendation. *IEEE Internet Computing*, 5(6) :40–47, 2001.
- [270] Rabaa Alabdulrahman and Herna Viktor. Catering for unique tastes : Targeting grey-sheep users recommender systems through one-class machine learning. *Expert Systems with Applications*, 166 :114061, 2021.
- [271] Leo Iaquinta, Marco De Gemmis, Pasquale Lops, Giovanni Semeraro, Michele Filannino, and Piero Molino. Introducing serendipity in a content-based recommender system. In *2008 eighth international conference on hybrid intelligent systems*, pages 168–173. IEEE, 2008.
- [272] Markus Stolze and Walid Rjaibi. Towards scalable scoring for preference-based item recommendation. *IEEE Data Eng. Bull.*, 24(3) :42–49, 2001.
- [273] Idir Benouaret. *Un système de recommandation contextuel et composite pour la visite personnalisée de sites culturels*. PhD thesis, Université de Technologie de Compiègne, 2017.
- [274] Brendon Towle and Clark Quinn. Knowledge based recommender systems using explicit user models. In *Proceedings of the AAAI Workshop on Knowledge-Based Electronic Markets*, volume 1, pages 74–77, 2000.
- [275] Gediminas Adomavicius and Alexander Tuzhilin. Toward the next generation of recommender systems : A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6) :734–749, 2005.
- [276] Xiangyu Zhao, Zhendong Niu, Wei Chen, Chongyang Shi, Ke Niu, and Donglei Liu. A hybrid approach of topic model and matrix factorization based on two-step recommendation framework. *Journal of Intelligent Information Systems*, 44(3) :335–353, 2015.
- [277] Mohammed Tadlaoui. *Système de recommandation de ressources pédagogiques fondé sur les liens sociaux : formalisation et évaluation*. PhD thesis, Université de Lyon ; Université Abou Bekr Belkaid (Tlemcen, Algérie), 2018.
- [278] JESUS Bobadilla, Francisco Serradilla, Antonio Hernando, et al. Collaborative filtering adapted to recommender systems of e-learning. *Knowledge-Based Systems*, 22(4) :261–265, 2009.

- [279] Maria-Iuliana Dascalu, Constanta-Nicoleta Bodea, Alin Moldoveanu, Anca Mohora, Miltiadis Lytras, and Patricia Ordoñez de Pablos. A recommender agent based on learning styles for better virtual collaborative learning experiences. *Computers in Human Behavior*, 45 :243–253, 2015.
- [280] Pragya Dwivedi and Kamal K Bharadwaj. E-learning recommender system for learners in online social networks through association retrieval. In *Proceedings of the CUBE International Information Technology Conference*, pages 676–681, 2012.
- [281] Enrique García, Cristóbal Romero, Sebastián Ventura, and Carlos De Castro. A collaborative educational association rule mining tool. *The Internet and Higher Education*, 14(2) :77–88, 2011.
- [282] Mimi M Recker and Andrew Walker. Supporting “word-of-mouth” social networks through collaborative information filtering. *Journal of Interactive Learning Research*, 14(1) :79–98, 2003.
- [283] Richard M Felder, Linda K Silverman, et al. Learning and teaching styles in engineering education. *Engineering education*, 78(7) :674–681, 1988.
- [284] Henrique R Schmitt, Thaisa Storchi-Bergmann, and Roberto Cid Fernandes Jr. Spectral synthesis of the nuclear regions of seyfert 2 and radio galaxies. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 303(1) :173–178, 1999.
- [285] David C Wilson, Barry Smyth, and Derry O’ Sullivan. Sparsity reduction in collaborative recommendation : A case-based approach. *International journal of pattern recognition and artificial intelligence*, 17(05) :863–884, 2003.
- [286] Corinne Bernstein. Case-based reasoning (cbr). <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/case-based-reasoning-CBR>, 2022. Online; Accessed 09-June-2022.
- [287] Peter Funk and Owen Conlan. Using case-based reasoning to support authors of adaptive hypermedia systems. In *AH2003 : workshop on adaptive hypermedia and adaptive web-based systems*, pages 113–120, 2003.
- [288] Hendrik Drachsler, Hans GK Hummel, and Rob Koper. Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks : the requirements, techniques and model. *International Journal of Learning Technology*, 3(4) :404–423, 2008.
- [289] Yao Jung Yang and Chuni Wu. An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation. *Expert systems with applications*, 36(2) :3034–3047, 2009.

- [290] Hazra Imran, Mohammad Belghis-Zadeh, Ting-Wen Chang, Sabine Graf, et al. Plors : a personalized learning object recommender system. *Vietnam Journal of Computer Science*, 3(1) :3–13, 2016.
- [291] Mojtaba Salehi, Mohammad Pourzaferani, and Seyed Amir Razavi. Hybrid attribute-based recommender system for learning material using genetic algorithm and a multidimensional information model. *Egyptian Informatics Journal*, 14(1) :67–78, 2013.
- [292] Arthur C Graesser, Katja Wiemer-Hastings, Peter Wiemer-Hastings, Roger Kreuz, Tutoring Research Group, et al. Autotutor : A simulation of a human tutor. *Cognitive Systems Research*, 1(1) :35–51, 1999.
- [293] Derick Leony, Hugo A Parada Gélvez, Pedro J Munoz-Merino, Abelardo Pardo Sánchez, and Carlos Delgado Kloos. A generic architecture for emotion-based recommender systems in cloud learning environments. 2013.
- [294] Mohamed Neji, Mohamed Ben Ammar, and Adel M Alimi. Real-time affective learner profile analysis using an emaspel framework. In *2011 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pages 664–670. IEEE, 2011.
- [295] Olga C Santos and Jesus G Boticario. User-centred design and educational data mining support during the recommendations elicitation process in social online learning environments. *Expert Systems*, 32(2) :293–311, 2015.
- [296] Olga C Santos. Emotions and personality in adaptive e-learning systems : an affective computing perspective. In *Emotions and personality in personalized services*, pages 263–285. Springer, 2016.
- [297] Zhenkun Zhou, Ke Xu, and Jichang Zhao. Tales of emotion and stock in china : volatility, causality and prediction. *World Wide Web*, 21(4) :1093–1116, 2018.
- [298] Farman Ali Khan, Sabine Graf, Edgar R Weippl, Tassawar Iqbal, and A Min Tjoa. Role of learning styles & affective states in web-based adaptive learning environments. In *EdMedia+ Innovate Learning*, pages 3896–3905. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2010.
- [299] Makis Leontidis and Constantin Halatsis. Integrating learning styles and personality traits into an affective model to support learner’s learning. In *International Conference on Web-Based Learning*, pages 225–234. Springer, 2009.
- [300] Eunjoon Um, Jan L Plass, Elizabeth O Hayward, Bruce D Homer, et al. Emotional design in multimedia learning. *Journal of educational psychology*, 104(2) :485, 2012.

- [301] Chai M Tyng, Hafeez U Amin, Mohamad NM Saad, and Aamir S Malik. The influences of emotion on learning and memory. *Frontiers in psychology*, 8 :1454, 2017.
- [302] Paul Seli, Jeffrey D Wammes, Evan F Risko, and Daniel Smilek. On the relation between motivation and retention in educational contexts : The role of intentional and unintentional mind wandering. *Psychonomic bulletin & review*, 23(4) :1280–1287, 2016.
- [303] Eunjoon Rachel Um, Hyuksoon Song, and Jan Plass. The effect of positive emotions on multimedia learning. In *EdMedia+ Innovate Learning*, pages 4176–4185. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2007.
- [304] Matthew S Ratliff and Eric Patterson. Emotion recognition using facial expressions with active appearance models. In *Proc. of HRI*. Citeseer, 2008.
- [305] Y-I Tian, Takeo Kanade, and Jeffrey F Cohn. Recognizing action units for facial expression analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 23(2) :97–115, 2001.
- [306] Pawel Tarnowski, Marcin Kolodziej, Andrzej Majkowski, and Remigiusz J Rak. Emotion recognition using facial expressions. In *ICCS*, pages 1175–1184, 2017.
- [307] Nianyin Zeng, Hong Zhang, Baoye Song, Weibo Liu, Yurong Li, and Abdullah M Dobaie. Facial expression recognition via learning deep sparse autoencoders. *Neurocomputing*, 273 :643–649, 2018.
- [308] Rizwan Ahmed Khan, Alexandre Meyer, Hubert Konik, and Saida Bouakaz. Saliency-based framework for facial expression recognition. *Frontiers of Computer Science*, 13(1) :183–198, 2019.
- [309] Wenyun Sun, Haitao Zhao, and Zhong Jin. A facial expression recognition method based on ensemble of 3d convolutional neural networks. *Neural Computing and Applications*, 31(7) :2795–2812, 2019.
- [310] Ali Mollahosseini, David Chan, and Mohammad H Mahoor. Going deeper in facial expression recognition using deep neural networks. In *2016 IEEE Winter conference on applications of computer vision (WACV)*, pages 1–10. IEEE, 2016.
- [311] Brais Martinez and Michel F Valstar. Advances, challenges, and opportunities in automatic facial expression recognition. In *Advances in face detection and facial image analysis*, pages 63–100. Springer, 2016.
- [312] Hasan Serhan Yavuz, Hakan Cevikalp, and Rifat Edizkan. A comprehensive comparison of features and embedding methods for face recognition. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 24(1) :313–340, 2016.

- [313] Wahid Kazemi and Josephine Sullivan. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 1867–1874, 2014.
- [314] Luca Anzalone. Training alternative dlib shape predictor models using python, October 2018.
- [315] Dennis Gabor, WPL Wilby, and R Woodcock. A universal non-linear filter, predictor and simulator which optimizes itself by a learning process. *Proceedings of the IEE-Part B : Electronic and Communication Engineering*, 108(40) :422–435, 1961.
- [316] Dennis Gabor. Theory of communication. part 1 : The analysis of information. *Journal of the Institution of Electrical Engineers-Part III : Radio and Communication Engineering*, 93(26) :429–441, 1946.
- [317] Anuj shah. Through The Eyes of Gabor Filter. https://medium.com/@anuj_shah/through-the-eyes-of-gabor-filter-17d1fdb3ac97, 2018. Online; accessed 17 June 2018.
- [318] Bruno A Olshausen and David J Field. Wavelet-like receptive fields emerge from a network that learns sparse codes for natural images. *Nature*, 381 :607–609, 1996.
- [319] Itzhak Fogel and Dov Sagi. Gabor filters as texture discriminator. *Biological cybernetics*, 61(2) :103–113, 1989.
- [320] Jesper Juul Henriksen. 3d surface tracking and approximation using gabor filters. *South Denmark University*, 28, 2007.
- [321] William S Noble. What is a support vector machine? *Nature biotechnology*, 24(12) :1565–1567, 2006.
- [322] medium.com. Working with high dimensional data. <https://medium.com/working-with-high-dimensional-data/working-with-high-dimensional-data-9e556b07cf99>, 2019. Online; accessed 17 July 2022.
- [323] Lixu Wang, Shichao Xu, Xiao Wang, and Qi Zhu. Eavesdrop the composition proportion of training labels in federated learning. *arXiv preprint arXiv :1910.06044*, 2019.
- [324] L Darrell Whitley et al. The genitor algorithm and selection pressure : why rank-based allocation of reproductive trials is best. In *Icga*, volume 89, pages 116–123. Fairfax, VA, 1989.

- [325] Adam Lipowski and Dorota Lipowska. Roulette-wheel selection via stochastic acceptance. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 391(6) :2193–2196, 2012.
- [326] William M Spears and Kenneth D De Jong. On the virtues of parameterized uniform crossover. Technical report, Naval Research Lab Washington DC, 1995.
- [327] David J Janson and James F Frenzel. Training product unit neural networks with genetic algorithms. *IEEE Expert*, 8(5) :26–33, 1993.
- [328] Ghodrath Moghadampour. Outperforming mutation operator with random building block operator in genetic algorithms. In *International Conference on Enterprise Information Systems*, pages 178–192. Springer, 2011.
- [329] Sieun An, Li-Jun Ji, Michael Marks, and Zhiyong Zhang. Two sides of emotion : exploring positivity and negativity in six basic emotions across cultures. *Frontiers in psychology*, 8 :610, 2017.
- [330] June Gruber, Iris B Mauss, and Maya Tamir. A dark side of happiness ? how, when, and why happiness is not always good. *Perspectives on psychological science*, 6(3) :222–233, 2011.
- [331] Daniel C Moos and Roger Azevedo. Learning with computer-based learning environments : A literature review of computer self-efficacy. *Review of educational research*, 79(2) :576–600, 2009.
- [332] Albert T Corbett, Kenneth R Koedinger, and John R Anderson. Intelligent tutoring systems. In *Handbook of human-computer interaction*, pages 849–874. Elsevier, 1997.
- [333] Kunyanuth Kularbphetpong, Pubet Kedsiribut, and Pattarapan Roonrakwit. Developing an adaptive web-based intelligent tutoring system using mastery learning technique. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 191 :686–691, 2015.
- [334] Mohammed Megahed and Ammar Mohammed. Modeling adaptive e-learning environment using facial expressions and fuzzy logic. *Expert Systems with Applications*, 157 :113460, 2020.
- [335] SP Lajoie and L Naismith. Computer-based learning environments. *Encyclopedia of the sciences of learning*, pages 716–718, 2012.
- [336] Xun Ge and Dirk Ifenthaler. Designing engaging educational games and assessing engagement in game-based learning. In *Gamification in Education : Breakthroughs in Research and Practice*, pages 1–19. IGI Global, 2018.

- [337] Neil Fleming, David Baume, et al. Learning styles again : Varking up the right tree! *Educational developments*, 7(4) :4, 2006.
- [338] Nurettin Ibrahimoglu, Ihsan Unaldi, Mustafa Samancioglu, and Murat Baglibel. The relationship between personality traits and learning styles : a cluster analysis. *Asian Journal of Management Sciences and Education*, 2(3) :93–108, 2013.
- [339] Meera Komarraju, Steven J Karau, Ronald R Schmeck, and Alen Avdic. The big five personality traits, learning styles, and academic achievement. *Personality and individual differences*, 51(4) :472–477, 2011.
- [340] Ron Morgan and Fred Baker. Vark analysis and recommendations for educators. In *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, pages 1381–1385. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE), 2013.
- [341] M Danesi. Kinesics. *encyclopedia of language & linguistics* (pp. 207–213), 2006.
- [342] Ronald Denaux, Vania Dimitrova, and Lora Aroyo. Integrating open user modeling and learning content management for the semantic web. In *International Conference on User Modeling*, pages 9–18. Springer, 2005.
- [343] David A Back, Florian Behringer, Nicole Haberstroh, Jan P Ehlers, Kai Sostmann, and Harm Peters. Learning management system and e-learning tools : an experience of medical students' usage and expectations. *International journal of medical education*, 7 :267, 2016.
- [344] David Alexander Back, Jennifer von Malotky, Kai Sostmann, Harm Peters, Robert Hube, and Eike Hoff. Experiences with using e-learning tools in orthopedics in an uncontrolled field study application. *Orthopaedics & Traumatology : Surgery & Research*, 105(2) :389–393, 2019.
- [345] Reine Al Sahyouni Bou Fadel. *TIC et apprentissage de l'interculturalité*. PhD thesis, Université Michel de Montaigne-Bordeaux III, 2014.
- [346] Rohan Pearce. Dead database walking : Mysql's creator on why the future belongs to mariadb. https://www2.computerworld.com.au/article/457551/dead_database_walking_mysql_creator_why_future_belongs_mariadb, 2013. [Accessed 18-September -2022].
- [347] moodle.org. Fonctionnalités de Moodle. <https://docs.moodle.org/4x/fr/Fonctionnalit%C3%A9s>. Online ; accessed 19 June 2022.
- [348] Moodle. Plugin types. <https://moodledev.io/docs/apis/pluginatypes>. [Accessed 22-October -2022].

- [349] Michael Lyons, Shigeru Akamatsu, Miyuki Kamachi, and Jiro Gyoba. Coding facial expressions with gabor wavelets. In *Proceedings Third IEEE international conference on automatic face and gesture recognition*, pages 200–205. IEEE, 1998.
- [350] Yuanyuan Ding, Qin Zhao, Baoqing Li, and Xiaobing Yuan. Facial expression recognition from image sequence based on lbp and taylor expansion. *IEEE Access*, 5 :19409–19419, 2017.
- [351] Patrick Lucey, Jeffrey F Cohn, Takeo Kanade, Jason Saragih, Zara Ambadar, and Iain Matthews. The extended cohn-kanade dataset (ck+) : A complete dataset for action unit and emotion-specified expression. In *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops*, pages 94–101. IEEE, 2010.
- [352] James Bergstra and Yoshua Bengio. Random search for hyper-parameter optimization. *The Journal of Machine Learning Research*, 13(1) :281–305, 2012.
- [353] Bruce G Marcot and Anca M Hanea. What is an optimal value of k in k-fold cross-validation in discrete bayesian network analysis? *Computational Statistics*, pages 1–23, 2020.
- [354] Edwin Alberto Silva Cruz, Claudio Rosito Jung, and Carlos Humberto Esparza Franco. Facial expression recognition using temporal poem features. *Pattern Recognition Letters*, 114 :13–21, 2018.

Annexes

Annexe A

Questionnaire EmoPref (inspiré du questionnaire VARK Version 7.0)

1 De quelle façon j'apprends le mieux ? (style d'apprentissage)

Ce questionnaire vous renseignera sur le style d'apprentissage que vous favorisez pour acquérir et utiliser les idées et les informations. Choisir la réponse qui décrit le mieux votre préférence et encercler la lettre correspondante. Ne pas répondre à la question si aucune solution ne vous convient.

Q₁. Vous préférez aider une personne qui veut aller à l'aéroport par :

1. Indiquer oralement la direction (O)
2. Ecrire les directions sur une feuille (R)
3. Vous lui dessinez une carte (V)

Q₂. Vous préférez avoir l'avis de tes amis sur le programme des vacances par :

1. Utiliser une carte ou site Web pour leur montrer les sites (V)
2. Donner une copie imprimée du programme (R)
3. Les contacter par téléphone (O)

Q₃. Vous préférez cuisiner un plat spécialement pour votre famille par :

1. Demander des suggestions à des amis (O)
2. Choisir la recette d'après les illustrations (V)
3. Chercher une recette bien précise dans le livre de cuisine (R)

Q₄. Qui va influencer votre choix d'achat d'un téléphone ?

1. la lecture détaillée de ses caractéristiques et performances (R)
2. son design et son look modernes (V)
3. l'avis du vendeur sur ce produit (O)

Q₅. Vous apprenez mieux par :

1. Écouter quelqu'un qui explique et en lui posant des questions (O)
2. Utiliser des diagrammes, des tableaux et des images (V)
3. Lire un manuel d'instructions (R)

Q₆. Vous avez un problème au genou. Vous préférez que le docteur :

1. Vous donne une adresse Web où vous trouverez des explications (R)
2. Vous décrive simplement ce qui ne va pas (O)
3. Vous montre sur un schéma ce qui ne va pas. (V)

Q₇. Vous préférez apprendre un nouveau jeu sur ordinateur par :

1. Lire le manuel d'instructions du jeu (R)
2. Discuter avec les personnes qui connaissent déjà le programme (O)
3. Suivre le schéma fourni avec le manuel d'utilisation (V)

Q₈. Vous aimez les sites Web avec :

1. un joli design et de jolies images (V)
2. des descriptions et explications intéressantes (R)
3. des animations, des vidéos, etc. (O)

Q₉. Vous utilisez un site web pour apprendre à manipuler votre nouveau téléphone. Vous préférez :

1. une possibilité de poser des questions précises (O)
2. des instructions claires sur toutes ses possibilités (R)
3. des diagrammes décrivant le téléphone, ses différentes parties (V)

Q₁₀. Préférez-vous un enseignant qui utilise :

1. des discussions avec questions-réponses (O)
2. des ouvrages et des livres (R)
3. des diagrammes, graphiques, figures... (V)

Q₁₁. Pour choisir ce que vous voulez manger dans un restaurant :

1. Vous écoutez les recommandations du serveur ou de vos amis (O)
2. Vous choisissez d'après le descriptif du plat (R)
3. Vous jetez un coup d'œil à ce que les clients mangent (V)

Q₁₂. Vous devez faire un discours lors d'une occasion spéciale :

1. Vous faites des diagrammes ou des graphiques (V)
2. Vous écrivez quelques mots clés et répéter votre discours à de nombreuses reprises (O)
3. Vous écrivez tout votre discours et vous l'apprenez en le lisant plusieurs fois (R)

2 Questions pour décrire les préférences des activités

Q₁₃. Préférez-vous apprendre avec les jeux ?

1. Non, je ne le préfère pas du tout
2. Non, je ne le préfère pas
3. Neutre
4. Oui, je le préfère
5. Oui, je le préfère fortement

Q₁₄. Préférez -vous collaborer avec les autres apprenants en cas de problèmes ?

1. Non, je ne le préfère pas du tout
2. Non, je ne le préfère pas
3. Neutre
4. Oui, je le préfère
5. Oui, je le préfère fortement

Q₁₅. Est ce que vous préférez l'aide de l'enseignant en cas de difficultés ?

1. Non, je ne la préfère pas du tout
2. Non, je ne la préfère pas
3. Neutre
4. Oui, je la préfère
5. Oui, je la préfère fortement

Q₁₆. Est ce que vous préférez l'aide d'un autre apprenant en cas de difficultés ?

1. Non, je ne la préfère pas du tout

2. Non, je ne la préfère pas
3. Neutre
4. Oui, je la préfère
5. Oui, je la préfère fortement

Q₁₇. Préférez -vous des exercices de relaxation quand vous êtes stressé ?

1. Non, je ne les préfère pas du tout
2. Non, je ne les préfère pas
3. Neutre
4. Oui, je les préfère
5. Oui, je les préfère fortement

Annexe B

Questionnaire modifié *Social*

Interaction Questions

Q₁. Êtes-vous actuellement impliqué dans un environnement socialement actif ?

- Oui (1 pts)
- Peut-être (0.5 pts)
- Non (0 pts)

Q₂. À quelle fréquence rencontrez-vous de nouvelles personnes en moyenne par mois ?

- 0 (0 pts)
- Plus de 1 (0.25 pts)
- Plus de 5 (0.5 pts)
- Plus de 10 (0.75 pts)
- Plus de 15 (1 pts)

Q₃. Lors de l'interaction avec une nouvelle personne, quelle est la probabilité que vous échangez des numéros de téléphone ou des informations sur les réseaux sociaux ?

- Improbable (0 pts)
- Assez probable (0.33 pts)
- Probable (0.66 pts)
- Très probable (1 pts)

Q₄. À quelle fréquence réussissez-vous à obtenir les bonnes coordonnées après un échange ?

- J'obtiens toujours les bonnes informations (nom, numéro de téléphone, etc.) lors d'échanges d'informations (1 pts)

- J'obtiens parfois les bonnes informations (nom, numéro de téléphone, etc.) lors d'échanges d'informations (0.5 pts)
- Je ne reçois jamais les bonnes informations (nom, numéro de téléphone, etc.) lors d'échanges d'informations (0 pts)

Q₅. Après avoir fait connaissance avec une nouvelle personne, quelle est la probabilité que vous obteniez un SMS ou une réponse de sa part ?

- Jamais (0 pts)
- Parfois (0.5 pts)
- Toujours (1 pts)

Q₆. Seriez-vous prêt à utiliser une plateforme qui peut aider à échanger facilement des informations sociales ?

- Oui (1 pts)
- Peut-être (0.5 pts)
- Absolument pas (0 pts)

Annexe C

Quelques interfaces du système développé

1 Ressources de soutien

1. Contacter l'apprenant

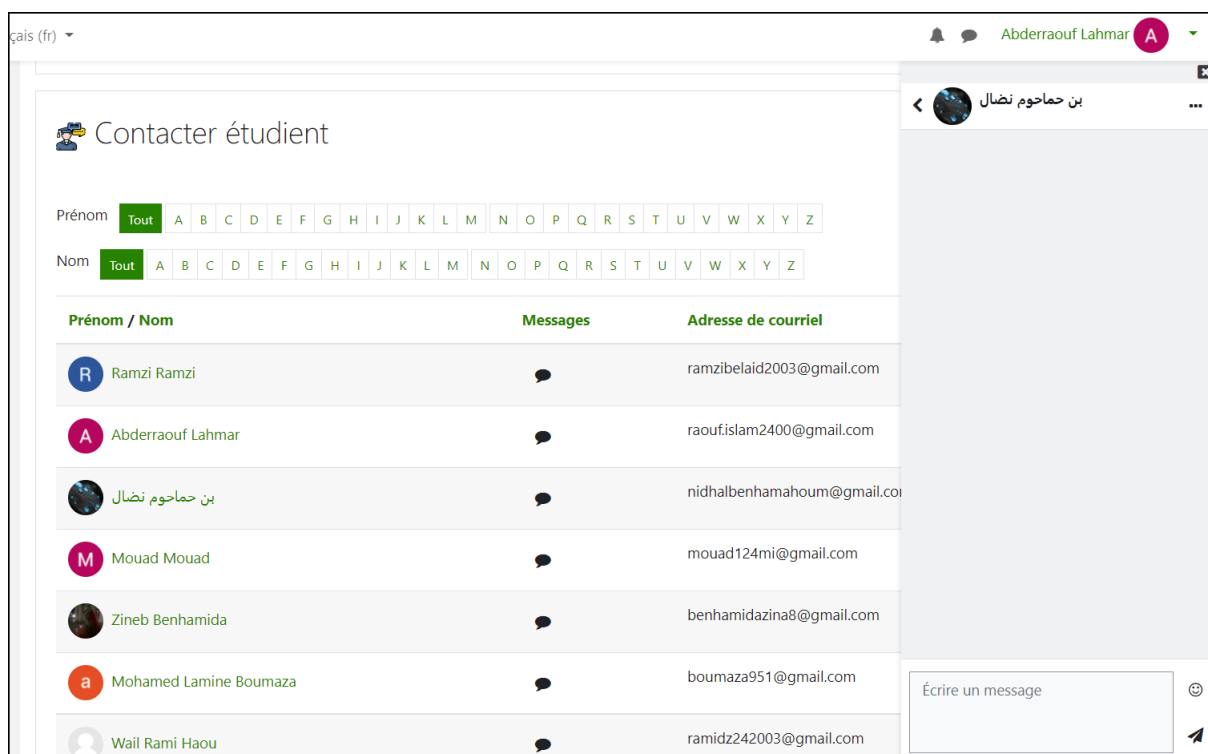


FIGURE C.1 – Interface de contact de l'apprenant

2. Contacter l'enseignant

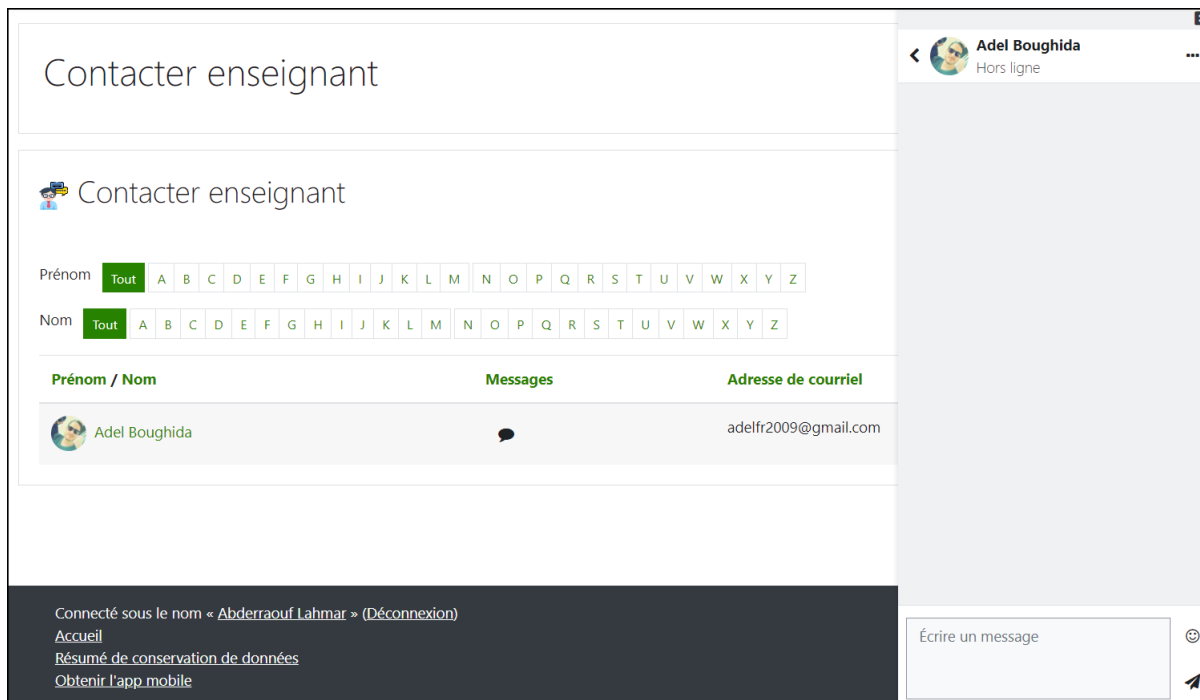


FIGURE C.2 – Interface de contact de l'enseignant

3. Cours de renforcement

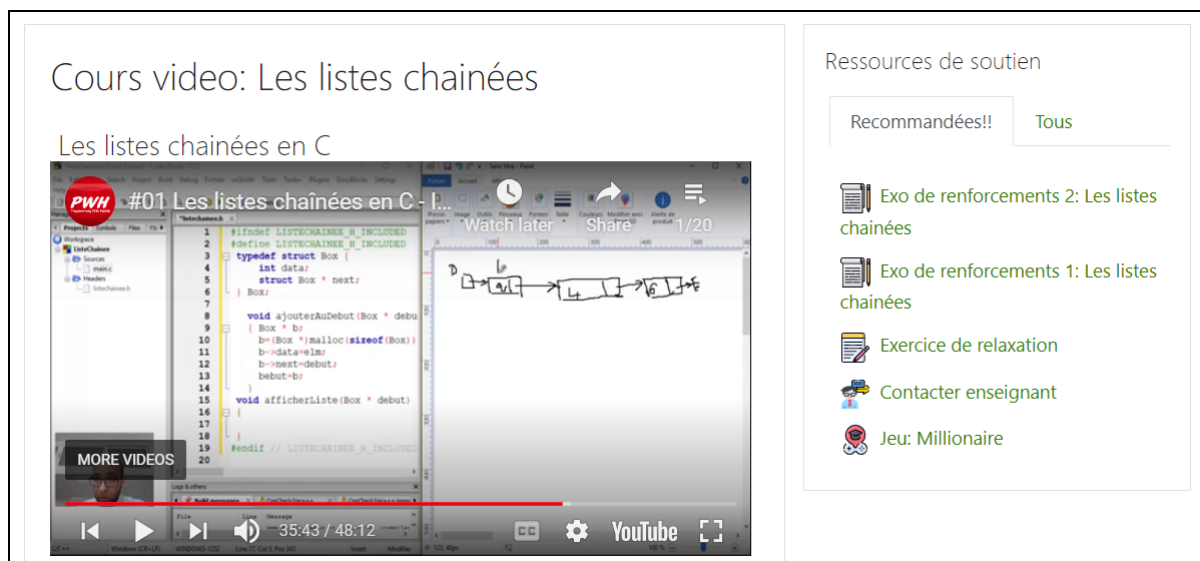


FIGURE C.3 – Interface de cours de renforcement

4. Exercice de renforcement

Algorithmique et Structure de données 2 (TP)

Tableau de bord / Mes cours / Algorithmique et Structure de données 2 (TP) / 4 Les pointeurs et les listes chaînées / Exo de renforcements 2: Les listes chaînée

Question 1
Pas encore répondu
Noté sur 1,00
Marquer la question

A La liste chaînée est une série de connectés

- a. de vecteurs
- b. Autres
- c. d'algorithmes
- d. de noeuds

Navigation du test

1

2

3

4

5

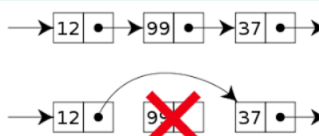
6

7

Terminer le test...

Question 2
Pas encore répondu
Noté sur 1,00
Marquer la question

quelle opération sur une liste chaînée est représentée dans l'image suivante



- a. Suppression d'un element en tête de la liste
- b. Suppression d'un element en queue de la liste
- c. Suppression d'un element au milieu de la liste
- d. Autres

J'aime pas / J'aime


0
 0

FIGURE C.4 – Interface de l'exercice de renforcement


5. Exercice de relaxation

Exercice de relaxation


1. S'ASSEOIR SUR LA CHAISE



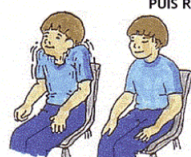
2. "CRISPE" TON VISAGE... PUIS RELAXE




3. TEND ET CRISPE TES BRAS... PUIS RELAXE




4. SOULÈVE TES ÉPAULES ET TA POITRINE... PUIS RELAXE



5. TEND ET CRISPE TES JAMBES... PUIS RELAXE



6. INSPIRE PROFONDÉMENT... ...EXPIRE LONGUEMENT



Modifié le: samedi 26 mars 2022, 17:13

Ressources de soutien

Recommandées! Tous

- Exo de renforcements 2: Les listes chaînées
- Exo de renforcements 1: Les listes chaînées
- Exercice de relaxation
- Contacter enseignant
- Jeu: Millionaire

J'aime pas / J'aime

1
 4

FIGURE C.5 – Interface de l'exercice de relaxation

6. Ressource visuelle (film)

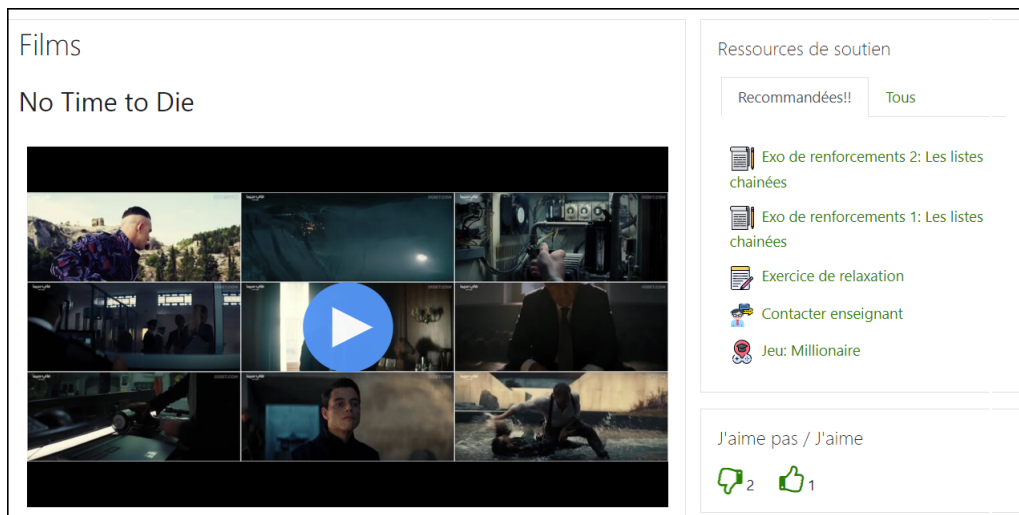


FIGURE C.6 – Interface de la ressource de soutien "film"

7. Ressource auditive (Musiques relaxantes)

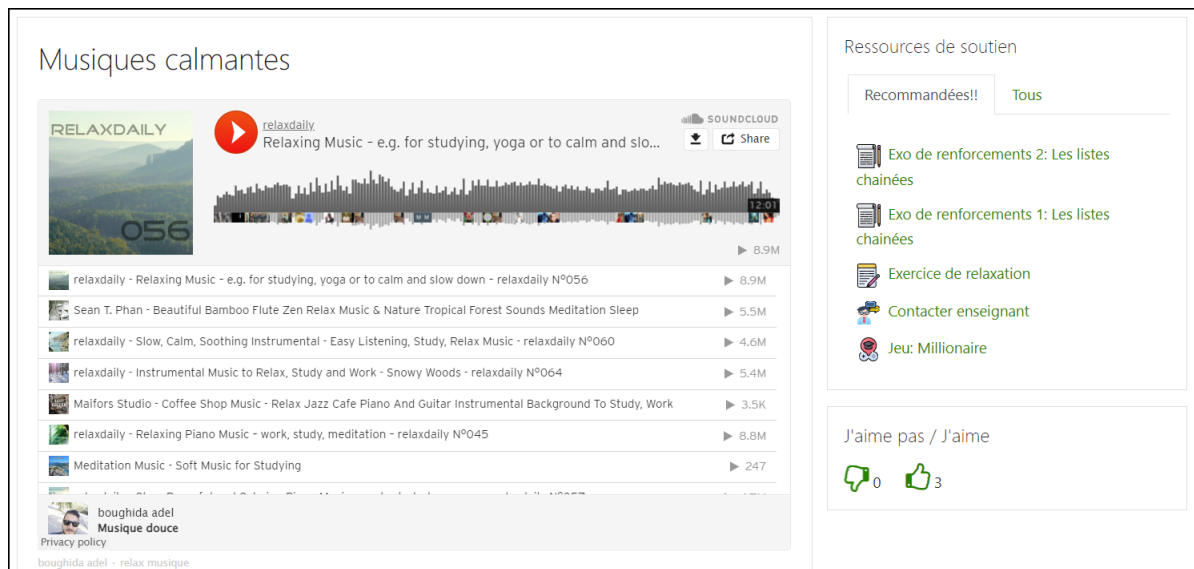


FIGURE C.7 – Interface de la ressource de soutien "musique calmantes"

8. Jeu éducatif (sudoku)

Algorithmique et Structure de données 2 (TP)

Tableau de bord / Mes cours / Algorithmique et Structure de données 2 (TP) / 4 Les pointeurs et les listes chaînées / Jeu: Sudoku

A1	A2	8	7	A11	A12	5	1	
A4	A5	9	1	A14	A15			
A7	A8	A9	6	A17	A18	4	2	
	7			5	2		8	6
	8							
	4			3		1	7	2
5				6			9	
							5	7
6				4	7			

quelle opération sur une liste chaînée est représentée dans l'image suivante

Veillez choisir une réponse.

- Suppression d'un element en tête de la liste
- Suppression d'un element au milieu de la liste
- Autres
- Suppression d'un element en queue de la liste

FIGURE C.8 – Interface du jeu éducatif "sudoku"

9. Jeu éducatif (snake)

Algorithmique et Structure de données 2 (TP)

Tableau de bord / Mes cours / Algorithmique et Structure de données 2 (TP) / 4 Les pointeurs et les listes chaînées / Jeu: snakes

Une liste chaînée simple est composée de:
Veillez choisir une réponse.

- Plus de 3 parties
- 3 parties
- 2 parties
- 1 partie

Ressources de soutien

Recommandées!!

- [Exo de renforcements 2: Les listes chaînées](#)
- [Exo de renforcements 1: Les listes chaînées](#)
- [Cours video: Les listes chaînées](#)
- [Contacter enseignant](#)
- [Jeu: Millionaire](#)

FIGURE C.9 – Interface du jeu éducatif "Snake"

2 Autres interfaces

1. Demande d'autorisation de la webcam avant de commencer une activité pédagogique

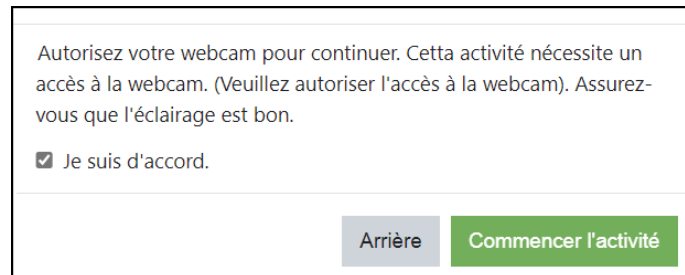


FIGURE C.10 – Message de demande d'autorisation de la webcam

2. Message qui informe l'apprenant qu'il doit accéder à une RS au moins avant d'accéder à l'activité pédagogique

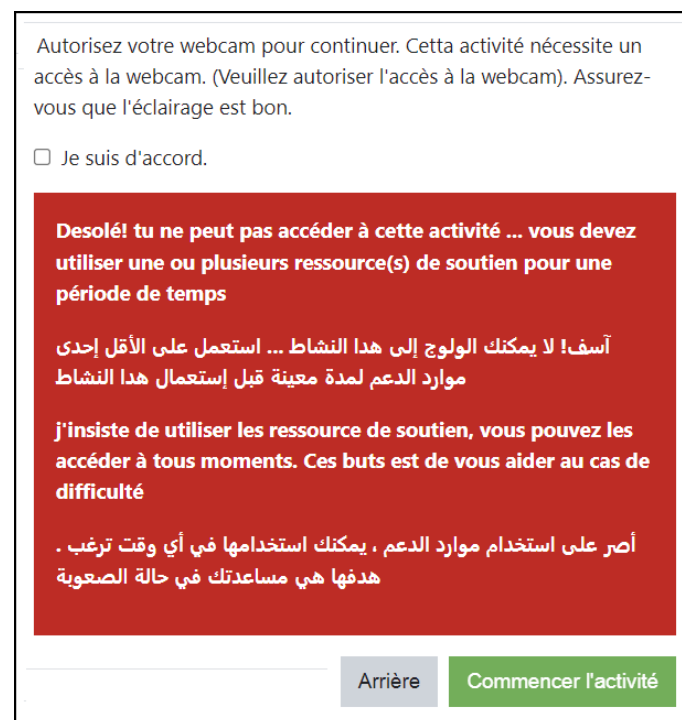


FIGURE C.11 – Message qui informe l'apprenant qu'il doit accéder à une RS au moins

3. Tableau de bord (capture d'écran complète)

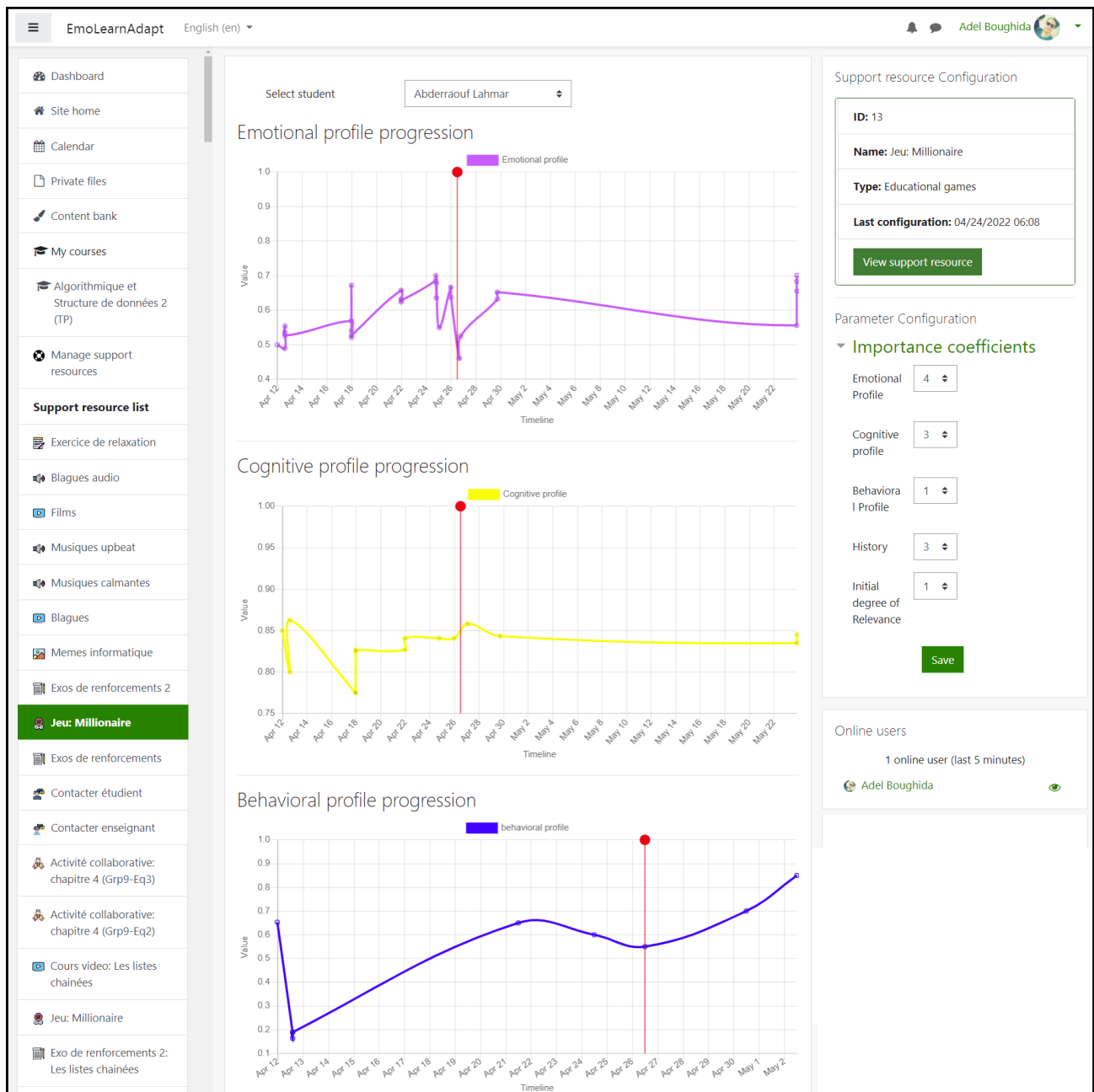


FIGURE C.12 – Interface de tableau de bord (capture d'écran complète)

4. Questionnaire EmoPref

Questionnaire des préférences Imprimer un questionnaire vierge

0%

Style d'apprentissage

1* Vous préférez d'aider une personne qui veut aller à l'aéroport par : تفضل مساعدة الشخص الذي يريد الذهاب إلى المطار عن طريق :

- Indiquer oralement la direction إعطاء التوجيهات شفويا
- Écrire les directions sur une feuille كتابة الاتجاهات على ورقة
- Vous lui dessinez une carte رسم خريطة له

2* Vous préférez avoir l'avis de tes amis sur le programme de vacance par : تفضل أن يكون لديك رأي أصدقائك في برنامج العطلة من خلال

- Utiliser une carte ou site Web pour leur montrer les sites المواقع ويب لتظهر لهم المواقع
- Donner une copie imprimée du programme إعطاء نسخة مطبوعة من البرنامج
- Les contacter par téléphone الاتصال بهم عن طريق الهاتف

3* Vous préférez de cuisiner un plat spécialement pour votre famille par : تفضل طهي طبق خاص لعائلتك من خلال

- Demander des suggestions à des amis سؤال الأصدقاء عن اقتراحات
- Choisir la recette d'après les illustrations الوصفة حسب الرسوم التوضيحية
- Chercher une recette bien précise dans le livre de cuisine البحث عن وصفة محددة في كتاب الطبخ

4* Qui va influencer votre choix pour acheter un téléphone ? من الذي سيؤثر على اختيارك لشراء هاتف ؟

- La lecture détaillée de ses caractéristiques et performances القراءة التفصيلية لخصائصه وأدائه
- Son design et son look modernes تصميمه وشكله الحديث
- L'avis du vendeur sur ce produit رأي البائع في هذا المنتج

5* Vous apprenez mieux par : تتعلم بشكل أفضل من خلال

- Ecouter quelqu'un qui explique et en le posant des questions الاستماع إلى شخص يشرح وي طرح الأسئلة
- Utiliser des diagrammes, des tableaux et des images استخدام المخططات والجداول والصور
- Lire un manuel d'instructions قراءة دليل التعليمات

6* Vous avez un problème au genou. Vous préférez que le docteur : لديك مشكلة في الركبة، تفضل أن يقوم الطبيب ب

- Vous donne une adresse Web où vous trouvez des explications منحك عنوان ويب حيث يمكنك العثور على تفسيرات
- Vous décrive simplement ce qui ne va pas يصف لك ببساطة ما هو المشكل
- Vous montre sur un schéma ce qui ne va pas إظهار المشكل في الرسم التخطيطي

Page 1 sur 4

Sauvegarder Page suivante >>

FIGURE C.13 – Questionnaire EmoPref (partie styles d'apprentissage)

59%

Préférences

13* SVP de décrire vos préférences:

	J'amaï	Non ★	Neutre ★★	Oui ★★★	Fortement ★★★★
Je préfère L'apprentissage par les jeux (التعلم بالألعاب)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je préfère de collaborer (تعاون) avec les autres étudiants en cas de difficultés	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je préfère l'aide de l'enseignant en cas de difficultés	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Je préfère l'aide d'un autre étudiant en cas de difficultés	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Préférez -vous des exercices de relaxation en cas où vous êtes stressé	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Page 3 sur 4

<< Page précédente Sauvegarder Page suivante >>

FIGURE C.14 – Questionnaire EmoPref (partie préférences des activités)

5. Questionnaire *Social Interaction Questions*

68%

Profil comportementale

14* Êtes-vous actuellement impliqué dans un environnement socialement actif ?
هل أنت منخرط حاليًا في بيئة نشطة اجتماعيًا؟
 Oui. Peut-être. Non.

15* À quelle fréquence rencontrez-vous de nouvelles personnes en moyenne par mois ?
كم مرة تلتقي بأشخاص جدد في المتوسط شهريًا؟
 0. Plus de 1. Plus de 5. Plus de 10. Plus de 15.

16* Vous échangez les numéros de téléphone 📞 ou les informations sur les réseaux sociaux (comme facebook, Tiktok, Instagram...) lors de l'interaction avec une nouvelle personne ?
هل تتبادل أرقام الهواتف 📞 أو حساب الشبكات الاجتماعية (فيسبوك تيك توك انستغرام ...) عند التفاعل مع شخص جديد؟
 Improbable Assez probable Probable Très probable

17* À quelle fréquence réussissez-vous à obtenir les bonnes informations (nom, numéro de téléphone, etc.) après un échange d'informations. ?
إلى أي درجة تمكنت من الحصول على المعلومات الصحيحة (الاسم ورقم الهاتف وما إلى ذلك) بعد تبادل المعلومات.
 J'obtiens toujours. J'obtiens parfois. Je ne reçois jamais.

18* Après avoir fait connaissance avec une nouvelle personne, quelle est la probabilité que vous obteniez un SMS ou une réponse de sa part ?
بعد التعرف على شخص جديد ، ما مدى احتمالية تلقيك رسالة نصية أو الرد منه؟
 Jamais. Parfois. Toujours.

19* Seriez-vous prêt à utiliser une plate-forme qui peut aider à échanger facilement des informations sociales ?
هل ترغب في استخدام منصة يمكنها المساعدة في تبادل المعلومات الاجتماعية بسهولة؟
 Oui. Peut-être. Absolument pas.

Page 4 sur 4

<< Page précédente Sauvegarder Envoyer le questionnaire

FIGURE C.15 – Questionnaire *Social Interaction Questions*

Annexe D

Statistiques supplémentaires

1 L'impact de l'approche proposée sur la durée d'engagement des étudiants dans la plateforme

Cette étude vise à tester l'effet de l'approche proposée sur le groupe de test (dont les apprenants ont utilisé *emoLearnAdapt*) et le groupe de contrôle concernant la durée d'engagement dans les activités pédagogiques du système. Dans cette expérience, les durées d'engagement des étudiants des deux groupes ont été comparées pour voir l'impact du système d'adaptation à base d'émotion sur l'engagement des étudiants dans le système, qui est un indicateur déterminant de leur motivation à passer plus de temps à utiliser la plateforme.

On compare la durée d'engagement des apprenants du groupe de test $DuréeEngag_{test}$ avec celle du groupe de contrôle $DuréeEngag_{contrôle}$. On note que dans le groupe de test, nous excluons la durée d'utilisation des ressources de soutien recommandées à l'apprenant pour avoir une comparaison juste entre les deux groupes en comptant la durée des activités et des ressources communes des deux groupes. La figure D.1 et le tableau D.1 montrent quelques statistiques descriptives de la durée d'engagement des deux groupes test et contrôle.

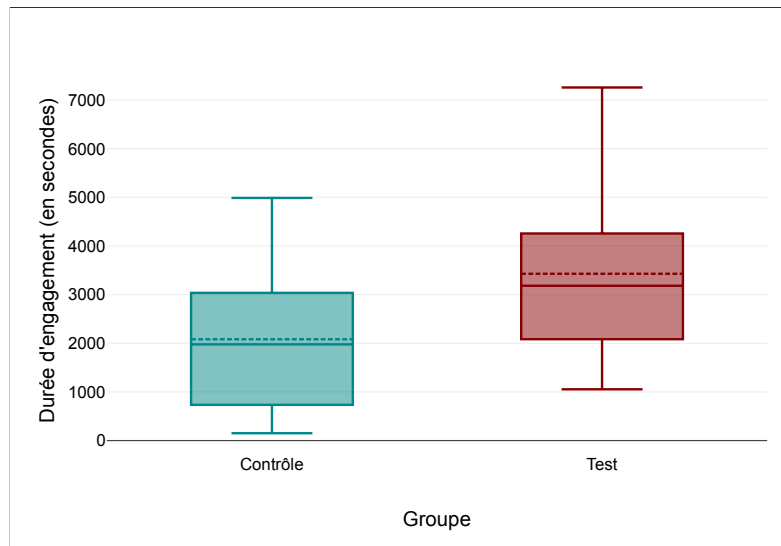


FIGURE D.1 – Diagramme en boîte des deux échantillons $DuréeEngag_{contrôle}$ et $DuréeEngag_{test}$

	N	Moyenne	Médiane	Écart type	Minimum	Maximum
$DuréeEngag_{contrôle}$	17	2082.47	1977	1568.87	151	4987
$DuréeEngag_{test}$	23	3428.39	3182	1883.19	1054	7257

TABLE D.1 – Statistiques descriptives des deux variables $DuréeEngag_{test}$ et $DuréeEngag_{contrôle}$

Nous définissons maintenant l'hypothèse nulle H_0 : "L'utilisation de l'outil d'adaptation n'augmente pas la durée d'engagement des apprenants" ($DuréeEngag_{test} \leq DuréeEngag_{contrôle}$). Pour l'hypothèse alternative H_a : "l'utilisation de l'outil d'adaptation augmente la durée d'engagement des apprenants" ($DuréeEngag_{test} \geq DuréeEngag_{contrôle}$).

Les deux échantillons ($DuréeEngag_{test}$ et $DuréeEngag_{contrôle}$) sont indépendants. Avec le test de Shapiro-Wilk, on trouve $W = 0.91$, $P_{value} = 0.046$ pour l'échantillon $DuréeEngag_{test}$ et $W = 0.91$, $P_{value} = 0.092$ pour l'échantillon $DuréeEngag_{contrôle}$. Pour le groupe de test, on a donc $P_{value} < 0.05$ et par conséquent on peut dire que les données de l'échantillon $DuréeEngag_{test}$ ($DuréeEngag_{contrôle}$) ne suivent pas la loi normale, contrairement au groupe de contrôle, où les données suivent la loi normale (car $P_{value} > 0.05$).

Les histogrammes dans la figure D.2 illustre la distribution des données des deux échantillons. Puisque les données de l'un de ces deux échantillons indépendants ne suivent pas la loi normale, nous travaillons dans cette fois aussi avec le **test unilatéral non apparié de Mann-Whitney U-Test**.

Les résultats des statistiques descriptives montrent que les durées d'engagement des apprenants du groupe de contrôle avaient des valeurs plus faibles (Médiane = 1977 secondes) que le groupe test (Médiane = 3182 secondes). Par l'application du test unilatéral de Mann-Whitney

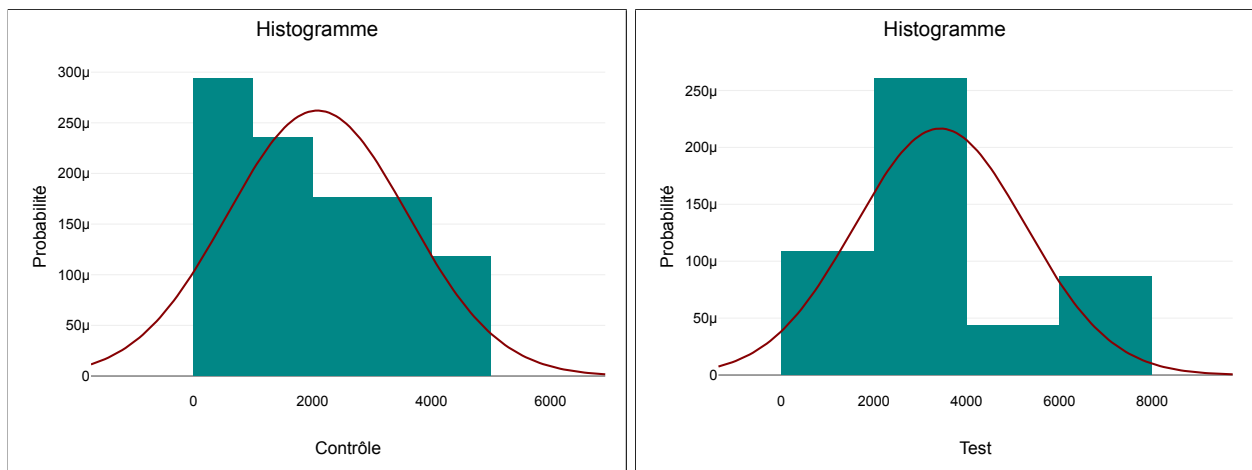
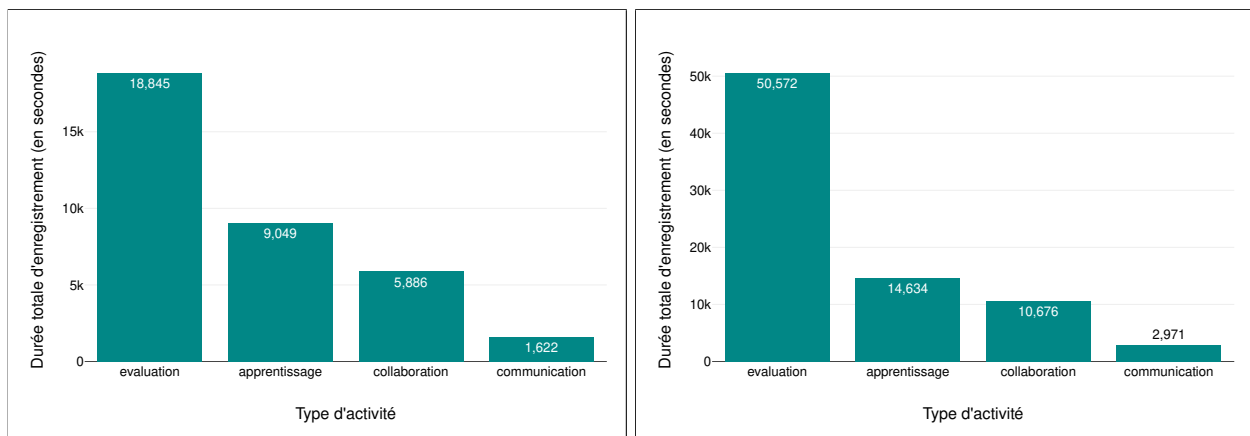
(a) Histogramme de $DuréeEngag_{contrôle}$ (b) Histogramme de $DuréeEngag_{test}$

FIGURE D.2 – Test de normalité avec l’histogramme pour les données de $DuréeEngag_{test}$ (à droite) et $DuréeEngag_{contrôle}$ (à gauche)

U-Test avec $\alpha = 0.05$, on trouve les résultats suivants : $U = 110$, $Z = -2.34$ et $P_{value} = 0.01$. L’hypothèse nulle selon laquelle les durées d’engagement des apprenants du groupe de test ont des valeurs inférieures ou égale à celles du groupe contrôle a été testée à l’aide d’un test unilatéral de Mann-Whitney U-test. Le résultat est statistiquement significatif, $P_{value} < 0.05$. L’hypothèse nulle est rejetée et par conséquent, on accepte l’hypothèse alternative selon laquelle les durées d’engagement des apprenants du groupe de test ($DuréeEngag_{test}$) ont des valeurs supérieures ou égales à celles du groupe contrôle ($DuréeEngag_{contrôle}$), donc, **l’utilisation de l’outil d’adaptation augmente la durée d’engagement des étudiants dans la plateforme.**

La figure D.3 montre la durée totale d’engagement des apprenants des deux groupes par type d’activité pédagogique. Pour les deux groupes, les activités d’évaluation sont les plus utilisées par les apprenants, puis les activités d’apprentissage, les activités de collaboration et enfin les activités de communication. Afin de comparer les durées totales d’engagement des deux groupes par type d’activité, on calcule la durée totale d’engagement normalisée, en divisant les durées sur la taille des échantillons des deux groupes. Le diagramme à barres dans la figure D.4 illustre cette comparaison. Il est clair que les apprenants du groupe de test passent plus de temps dans la plateforme pour utiliser les différentes activités du système.



(a) Groupe de contrôle

(b) Groupe de test

FIGURE D.3 – Durée d'engagement total des apprenants par type d'activité pédagogique

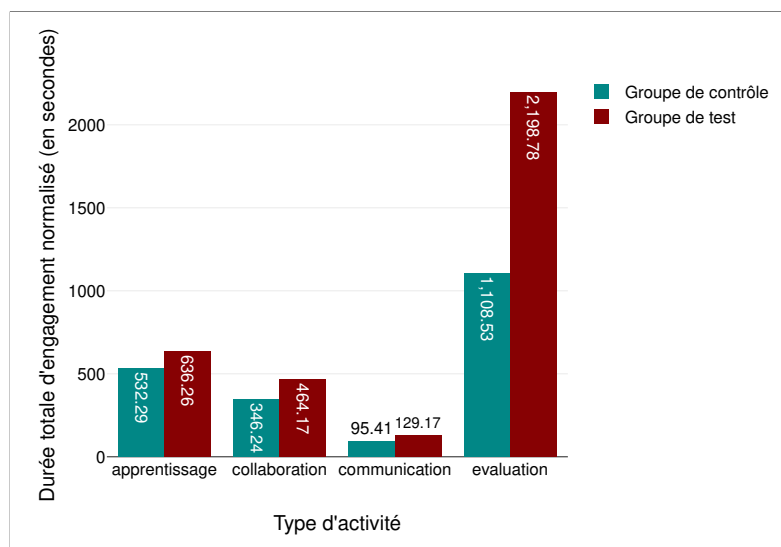


FIGURE D.4 – Comparaison de la durée totale d'engagement normalisée des deux groupes par type d'activité

2 Comparaison des fréquences de sélection des ressources de soutien

Dans cette section, nous essayons de comparer entre les différents types de ressources de soutien en terme de fréquence de sélection. Cela nous permet d'indiquer quels types de ressources de soutien sont les plus utilisés par les apprenants. Le tableau D.2 illustre le nombre d'instances, le nombre de sélections et le nombre de sélections normalisé (nombre de sélection sur le nombre d'instances) de chaque type de RS.

Type de RS	Nombre d'instances	Nombres de sélections	Nombre de sélections normalisé
Activité collaborative (<i>actColl</i>)	2	75	37.5
Jeu éducatif (<i>jeuEduc</i>)	3	81	27
Exercice de renforcement <i>exoRenf</i>	6	150	25
Ressource visuelle (<i>ressVis</i>)	3	57	19
Contact de l'apprenant (<i>contactAppr</i>)	1	18	18
Contact de l'enseignant (<i>contactEns</i>)	1	17	17
Ressource textuelle (<i>ressTxt</i>)	3	34	11.33
Ressource auditive (<i>ressAud</i>)	3	32	10.66
Cours de renforcement (<i>coursRenf</i>)	4	15	3.75
Exercice de relaxation (<i>exoRlx</i>)	1	20	20
	Total = 27	Total = 499	Total = 189.24

TABLE D.2 – Statistiques sur la sélection des RS

On note la fréquence de sélection normalisé FSN d'un type de RS, le nombre de sélections normalisé (présentées dans le tableau D.2) de ce type de RS par rapport à la somme de nombre de sélections normalisé de tous les types des RS (cette somme égale à 189.24). Par exemple, pour le type de RS "exercice de renforcement" (*exoRenf*), le nombre de sélections normalisé égale à 25. La fréquence de sélection normalisée FSN de *exoRenf* est le pourcentage de 25 sur la somme de nombre de sélections normalisé de tous les types. Donc $FSN_{exoRenf} = \frac{25}{189.24} = 13.21\%$. Cela nous permet de comparer entre les types des RS en terme de nombre de sélections.

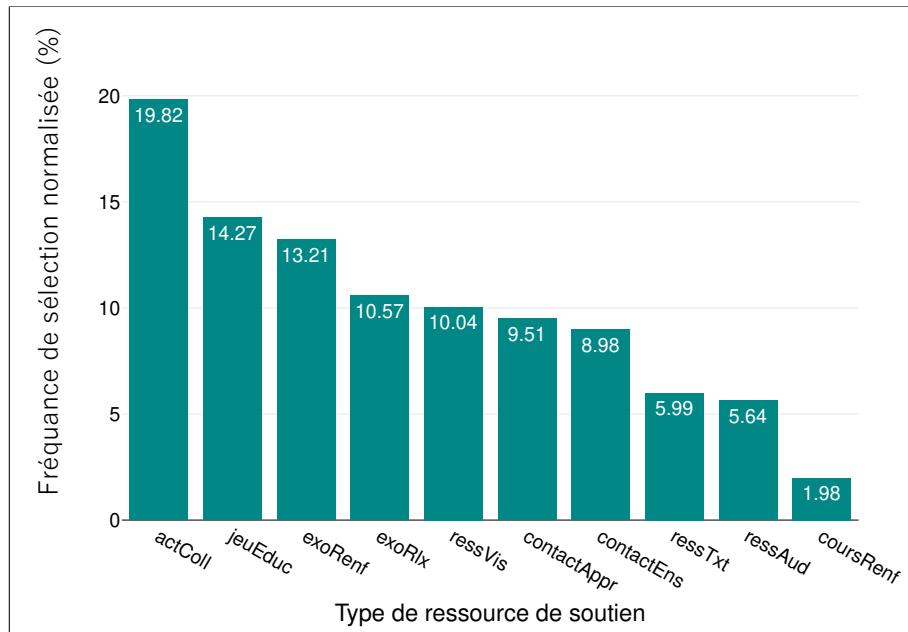


FIGURE D.5 – Comparaison des différents types de RS par la fréquence de sélection normalisée

D'après le diagramme à barres des FSN des types de RS illustré dans la figure D.5, les activités collaboratives (*actColl*) sont les plus utilisées pour soutenir les apprenants avec 19.82%, puis

les jeux éducatifs (avec 14.27%) et les exercices de renforcements (avec 13.21%). Les cours de renforcements sont les moins sélectionnés avec 1.98% seulement.