

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université de 8 Mai 1945 - Guelma -

Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière

Département d'Informatique



Mémoire de fin d'étude en master

Filière : Informatique

Option : STIC

Conception et réalisation d'un système de construction de groupes sociaux pour l'apprentissage collaboratif

Encadré par :
GOUASMI Nouredine

Présenté par :
ZITOUNI Soumia

Juin 2020

Résumé

Le e-learning prend de plus en plus de places dans les stratégies d'apprentissage appliqués par les institutions éducatives et universitaires. Mais, en plus des systèmes de e-learning proposés par les universités, les apprenants utilisent les réseaux sociaux (principalement Facebook) pour communiquer avec leurs pairs, réviser ou travailler ensemble. Ainsi, les réseaux sociaux constituent également un espace d'apprentissage informel dans lequel l'étudiant se sent plus libre pour communiquer et travailler.

L'évaluation des performances des apprenants est un aspect important dans le e-learning. Deux approches existent pour cette évaluation : les Learning Analytics et l'Educational Data Mining, où les LA sont plutôt orientés vers la visualisation d'indicateurs de performance par les formateurs et les apprenants, alors que l'EDM est plutôt orienté vers la construction de modèles permettant de prévoir les performances des apprenants. D'un autre côté, les Social Media Analytics offrent des outils pour analyser les interactions entre apprenants et formateurs, particulièrement pour l'analyse du travail collaboratif et pour son évaluation.

Dans ce cadre, notre travail intitulé « conception et réalisation d'un système de construction de groupes sociaux dans l'apprentissage collaboratif » a pour objectif l'utilisation d'indicateurs évaluant le travail collaboratif dans un groupe d'apprenants pour constituer automatiquement de nouveaux groupes de travail performants.

Le système développé évalue un travail collaboratif (sous forme de questionnaire) à travers trois indicateurs : les notes du questionnaire, le nombre de messages échangés et le nombre de publications écrites pour construire des groupes collaboratifs en utilisant deux méthodes différentes, une méthode de clustering (DBSCAN) et une méthode de recherche de motifs fréquents (algorithme *apriori*).

Mots-clés : e-learning, Learning Analytics, Educational Data Mining, Social Media Analytics, DBSCAN, Frequent Patterns, algorithme *apriori*.

Remerciements

Avant tout, je loue Dieu tout puissant qui m'a donné la force et le courage pour qu'on puisse accomplir ce modeste travail.

Un grand merci à M. Gouasmi Noureddine pour son encadrement, ses Conseils, et son assistance tout au long de cette année.

je tiens à exprimer à mes parents et mes sœurs toute ma gratitude pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

Enfin, je remercie Mme Zedadra Ouarda et tous les enseignants qui ont contribué à ma formation, et à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicaces

À

Mes parents

Pour les sacrifices déployés à mon égard ; pour leur patience, leur amour et leur confiance en moi, ils ont tout fait pour mon bonheur et ma réussite. Qu'ils trouvent dans ce modeste travail, le témoignage de ma profonde affection et de mon attachement indéfectible. Nulle dédicace ne peut exprimer ce que je leur dois. Que Dieu leur réserve la bonne santé et une longue vie.

À

Mes Sœurs

Linda et Hanane pour leurs encouragements, leur soutien et leur aide tout au long de cette année.

Table des matières

Liste des figures	4
Liste des tableaux	5
Liste des acronymes	6
Introduction générale	7
1 Learning Analytics et EDM	9
1.1 Introduction	9
1.2 Learning Analytics	9
1.2.1 Principe des Learning Analytics	9
1.2.2 Objectifs des Learning Analytics	10
1.2.3 Historique des Learning Analytics	11
1.2.4 Les avantages et inconvénients de Learning Analytics	11
1.3 Educational Data Mining	12
1.3.1 Objectifs de l'Educational Data Mining	12
1.3.2 Avantages et inconvénients de l'Educational Data Mining	13
1.4 Comparaison entre learning analytics et Educational Data Mining	14
1.5 État de l'art	14
1.6 Conclusion	16
2 Social Media Analytics	17
2.1 Introduction	17
2.2 Définition des Social Media Analytics	17
2.3 Objectifs des Social Media Analytics	18
2.4 Historique des Social Media Analytics	18
2.5 Avantages et inconvénients des Social Media Analytics	19
2.6 Outils des Social Media Analytics	19
2.6.1 Critical Mention (www.criticalmention.com)	20

2.6.2	Mentionlytics (www.mentionlytics.com)	20
2.6.3	YouScan (youscan.io)	20
2.6.4	Google Analytics (analytics.google.com)	21
2.6.5	Twitter Analytics (analytics.twitter.com)	22
2.6.6	Facebook Analytics (analytics.facebook.com)	22
2.7	Les Social Media Analytics et le e-learning	23
2.8	Conclusion	25
3	Conception	26
3.1	Introduction	26
3.2	Objectifs	26
3.3	Conception du système d'évaluation du travail collaboratif	26
3.3.1	Identification des acteurs	27
3.3.2	Fonctionnalités	27
3.3.3	Fonctionnalité particulière à l'étudiant	28
3.3.4	Diagramme de cas d'utilisation	28
3.3.5	Règles de gestion	29
3.3.6	Dictionnaire de données	30
3.3.7	Diagramme de classe	33
3.3.8	Schémas relationnels	33
3.4	Évaluation du travail collaboratif	34
3.4.1	Indicateurs d'évaluation du travail collaboratif	34
3.4.2	Détection des motifs fréquents (Frequent Patterns)	35
3.4.3	Objectifs de l'extraction des motifs fréquents	35
3.4.4	Algorithme <i>apriori</i>	35
3.4.5	Description DBSCAN Density-Based Spatial Clustering of Ap- plications with Noise (DBSCAN)	37
3.5	Conclusion	39
4	Implémentation	40
4.1	Introduction	40
4.2	Environnement de développement	40
4.2.1	Environnement matériel	40
4.2.2	Environnement logiciel	40
4.2.3	Langages utilisés	42
4.3	Présentation du système	42
4.3.1	Espace <i>enseignant</i>	43
4.3.2	Espace apprenant	45

<i>TABLE DES MATIÈRES</i>	3
4.4 Expérimentation	46
4.5 Conclusion	48
Conclusion générale	50
Bibliographie	52

Table des figures

1.1	Cycle des Learning Analytics	10
1.2	Educational Data Mining	13
2.1	Critical Mention	20
2.2	Mentionlytics	20
2.3	YouScan	21
2.4	Google Analytics	21
2.5	Twitter Analytics	22
2.6	Facebook Analytics	23
3.1	Architecture de système	27
3.2	Diagramme de cas d'utilisation	29
3.3	Diagramme de classe	33
4.1	Xampp	41
4.2	L'interface de Dreamweaver 8	41
4.3	L'interface du site web	43
4.4	L'espace <i>enseignant</i>	43
4.5	Publication d'un message	44
4.6	L'espace de création d'un groupe avec DBSCAN	44
4.7	L'espace de création d'un groupe selon l'algorithme de APRIORI	45
4.8	L'interface de l'espace <i>apprenant</i>	45
4.9	Formulaire de Messagerie	46

Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre Learning Analytics et Educational Data Mining . . .	14
1.2	État de l'art sur les Learning Analytics et le Learning Data Mining . . .	15
2.1	État de l'art sur les Social Média Analytics et le e-Learning	24
4.1	Caractéristique du matériel	40
4.2	Tableau de valeurs	48
4.3	Tableau des valeurs transformées	48

Liste des acronymes

DBSCAN Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise.

EDM Educational Data Mining.

FP Frequent Patterns.

LA Learning Analytics.

SMA Social Media Analytics.

Introduction générale

Le confinement lors de l'épidémie de la COVID-19 a démontré la nécessité de s'appuyer sur le e-learning pour l'enseignement qu'il soit dans le secteur de l'éducation ou dans le secteur de l'enseignement universitaire.

Mais, les étudiants ont de plus en plus tendance à se tourner vers les réseaux sociaux pour communiquer avec leurs semblables, tout en les utilisant également pour réviser ou travailler sur des projets ou des devoirs. Ainsi ses réseaux vont permettre de former des groupes, encourageant et favorisant l'apprentissage collaboratif. On peut donc considérer que les réseaux sociaux constituent un espace d'apprentissage informel.

Pour évaluer les performances des apprenants et des systèmes d'apprentissage, deux approches existent, qui sont les Learning Analytics (LA) et l'Education Data Mining (EDM). Les LA s'intéressent à l'acquisition d'indicateurs de performance de l'apprentissage et par leur visualisation par les formateurs et les apprenants, alors que l'EDM s'oriente vers la construction de modèles de l'apprenant, qui vont constituer l'entrée d'un système de prédiction des résultats des apprenants. Dans les deux approches l'objectif est d'offrir des données permettant d'aménager la stratégie d'apprentissage pour de meilleures performances.

Dans la même démarche, les Social Media Analytics (SMA) proposent des outils pour l'analyse des interactions entre intervenants dans un réseau social, et qui peuvent permettre d'analyser les liens entre apprenants et formateurs, à travers l'étude du réseau social constitué par les apprenants et leur formateur, particulièrement lors de travaux collaboratifs.

Dans ce cadre, notre travail intitulé « conception et réalisation d'un système de construction de groupes sociaux dans l'apprentissage collaboratif » permettra de regrouper automatiquement des apprenants à partir d'indicateurs liés à leurs interactions sur le système et les résultats des activités proposées par le formateur.

Objectifs

L'objectif principal de notre travail est d'évaluer les performances d'apprenants par rapport à un travail collaboratif. Il doit proposer les fonctionnalités suivantes :

- Identifier quelques indicateurs pour évaluer les performances des apprenants,
- regrouper automatiquement les apprenants à partir de ces indicateurs,
- tester sur un prototype de réseau social d'apprentissage.

Plan du mémoire

Notre mémoire est organisé comme suit :

- Dans le premier chapitre, nous présenterons les concepts de base sur les Learning Analytics et l'Educational Data Mining.
- Dans le deuxième chapitre, nous allons définir les Social Media Analytics. Nous présenterons également quelques outils de Social Media Analytics.
- Le troisième chapitre est consacré à la conception du système, et aux méthodes utilisées pour le regroupement des apprenants.
- Finalement, dans le dernier chapitre nous présenterons les outils utilisés pour développer notre système, ainsi que les différentes interfaces du système.

Chapitre 1

Learning Analytics et EDM

1.1 Introduction

Avec l'utilisation de plus en plus larges des environnements d'apprentissage, les Learning Analytics (LA) offrent des outils de plus en plus utilisés pour l'évaluation de l'efficacité des systèmes d'apprentissage et pour la surveillance de l'apprentissage, de la persévérance des élèves et de leur performances d'élèves.

Dans ce chapitre, nous allons commencer par une présentation des Learning Analytics et de l'Educational Data Mining. Nous allons également présenter leurs objectifs et leurs avantages et inconvénients, et nous terminerons le chapitre en présentant quelques travaux dans ces deux domaines.

1.2 Learning Analytics

Learning Analytics est un domaine dont l'objectif est d'aider à mesurer, évaluer, collecter, et analyser des données sur les apprenants et leurs contextes d'apprentissage, pour aider à améliorer l'apprentissage [50].

Ils englobe une gamme de technologies, méthodes, modèles, techniques, algorithmes et pratiques pédagogiques qui offrent à tous les membres de la communauté d'un établissement un ensemble d'informations sur la trajectoire d'apprentissage d'un apprenant [19], et également pour aider les enseignants à analyser leurs conceptions pédagogiques avant la livraison aux élèves [41].

1.2.1 Principe des Learning Analytics

Les Learning Analytics suivent un cycle dans lequel les traces de l'activité de l'étudiant sont collectées, puis analysées pour identifier certains indicateurs (voir

figure 1.1) [29].

La collecte des données est une étape importante, qui permet de récupérer toutes les données sur l'activité des usagés afin de mener un processus d'analyse des situations d'apprentissage. Le traçage de ses interactions se fait par des outils dédiés, ensuite les traces récoltées sont stockées pour pouvoir être utilisées par les outils d'analyse. L'analyse des traces permet d'extraire des informations sur l'apprentissage, et elle est souvent précédée d'un pré traitement pour nettoyer et vérifier les données [29].

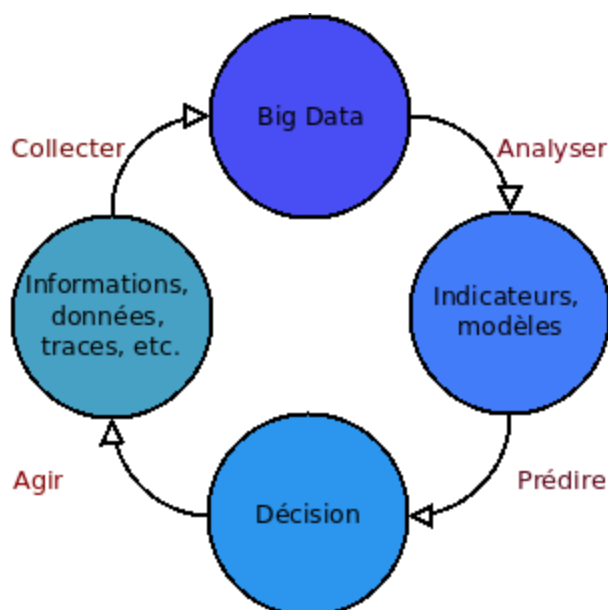


FIGURE 1.1 – Cycle des Learning Analytics

1.2.2 Objectifs des Learning Analytics

Parmi les objectifs des Learning Analytics, nous citons :

- Analyser les données issus d'un établissement d'apprentissage pour comprendre et améliorer leurs performances pédagogiques [49].
- Permettre d'évaluer le comportement des utilisateurs dans le contexte de l'enseignement et de l'apprentissage, de l'analyser et de l'interpréter pour obtenir de nouvelles perspectives et fournir aux parties prenantes de nouveaux modèles pour améliorer l'enseignement, l'apprentissage, l'organisation et la prise de décision [4].
- Faciliter l'évaluation de l'apprentissage dans le contexte de l'éducation en ligne impliquant de grandes quantités de données [10].

1.2.3 Historique des Learning Analytics

En tant que domaine d'études universitaires, Learning Analytics a connu une croissance rapide [26], nous pouvons la résumer comme suit :

- La première conférence Learning Analytics and Knowledge (LAK) s'est déroulée en 2011 à Banff au Canada, mais les LA s'appuient sur des domaines plus anciens tels que la fouille de données (Data Mining) ou encore les interactions homme-machine (IHM) [47]. La conférence LAK a généré 38 soumissions et 130 personnes ont assisté à la conférence [26].
- En 2013, la Society for Research on Learning Analytics (SoLAR) a été constituée en société professionnelle et a publié le premier numéro du Journal of Learning Analytics, en mai 2014 [26].
- Actuellement, les publications sur les Learning Analytics apparaissent dans des revus spécialisées dans l'éducation, la psychologie, l'informatique et les sciences sociales [26].

Avec la généralisation du numérique éducatif et la disponibilité de données massives sur l'apprentissage, les Learning Analytics utilisent des techniques issues de plusieurs communautés, telles que le traitement automatique du langage, la visualisation de l'information, la recommandation sociale [8].

1.2.4 Les avantages et inconvénients de Learning Analytics

Les Learning Analytics offrent un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

Avantages

Les Learning Analytics présentent beaucoup d'avantages pour l'apprenant et pour l'enseignant. Nous citons ci-dessous certains de ces avantages [49] :

- Ils aident les institutions à utiliser efficacement les données disponibles lors de la prise de décision.
- Ils peuvent faciliter l'évaluation de l'efficacité des pédagogies et des conceptions pédagogiques pour leur amélioration.
- Ils aident à surveiller l'apprentissage et la persévérance des élèves et à prédire les performances des élèves.

- Ils permettent de détecter les comportements d'apprentissage et les états émotionnels indésirables, et à identifier les élèves à risque, pour prendre des mesures de suivi rapides et fournir une assistance appropriée aux élèves.
- Ils fournissent aux étudiants des données pertinentes sur leurs caractéristiques et leurs schémas d'apprentissage, ce qui peut rendre leurs expériences d'apprentissage plus personnelles et engageantes, et favoriser leur réflexion et leur amélioration.

Inconvénients

Les Learning Analytics présentent quelques inconvénients, dont nous pouvons citer :

- Les principaux inconvénients des Learning Analytics peuvent être liés aux inconvénients de la technologie, tels les problèmes de la Complexité des questions d'éthique (protection de la vie privée, sécurité des données, etc.) [22].
- La recherche sur les Learning Analytics n'a pas eu beaucoup d'impacts sur l'éducation et les établissements d'enseignement [12].
- Learning Analytics pourrait même retarder l'apprentissage auto-régulé, par exemple si les élèves sont démotivés en raison de leurs performances par rapport à leur pairs [42].

1.3 Educational Data Mining

Le Data Mining est le domaine qui analyse d'énormes dépôts de données pour extraire les informations nécessaires ou utiles.

L'Educational Data Mining (EDM) joue un rôle important dans le monde de l'apprentissage et permet aux établissements d'enseignement de prévoir et de prendre des décisions liées au statut académique des étudiant [14].

1.3.1 Objectifs de l'Educational Data Mining

L'Educational Data Mining permet d'avoir un certains objectifs dont [7] :

- Explorer les données provenant des milieux éducatifs.
- Modéliser les apprenants et leurs comportement.

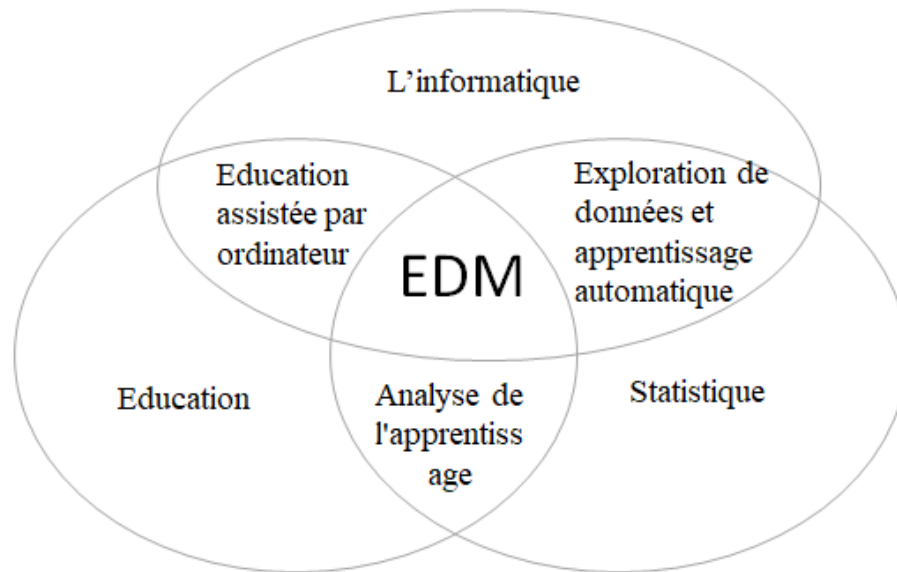


FIGURE 1.2 – Educational Data Mining

- Découvrir et explorer les relations entre les acteurs du système d'apprentissage.

EDM s'intéresse à l'analyse de données éducatives à grande échelle, en mettant l'accent sur les méthodes automatisées [27].

1.3.2 Avantages et inconvénients de l'Educational Data Mining

Avantages

Les avantages de l'Educational Data Mining sont [26] :

- Augmenter les performances du processus d'apprentissage.
- Développer des méthodes et des modèles pour prédire les comportements des apprenants.
- Partager des ensembles de données entre les praticiens de l'Educational Data Mining et des Learning Analytics.

Inconvénient

L'inconvénient principal de l'EDM est que la qualité des traitements et des résultats dans un projet de Data Mining oblige à faire un prétraitement des données [26].

1.4 Comparaison entre learning analytics et Educational Data Mining

Le tableau ci-dessous présente certaines distinctions entre la communauté EDM et LA et qui indique les orientations de chacun [43] :

	Learning Analytics	Educational Data Mining
Objectif	Visualisation des données pertinentes	Modélisation des activités et des acteurs
Origines	Web sémantique et la prévision des résultats	Modélisation des étudiants et prédiction des résultats
Adaptation et personnalisation	Mettre davantage l'accent sur l'information et l'autonomisation des instructeurs et des apprenants	Plus grande concentration sur l'adaptation automatisée (sans l'intervention des humains)
Techniques et Méthodes	Analyse des réseaux sociaux, analyse du sentiment, analyse d'influence, analyse du discours, etc.	Classification, clustering, modélisation bayésienne, exploration de réseaux sociaux, etc.

TABLE 1.1 – Comparaison entre Learning Analytics et Educational Data Mining

1.5 État de l'art

le tableau 2.1 résume quelques travaux dans les domaines des Learning Analytics et de l'Educational Data Mining.

Numéro de référence	Objectif	Méthode	Population étudiée
[42]	Étudier les attentes des étudiants à l'égard des caractéristiques des systèmes de Learning Analytics : soutenir la planification et l'organisation du processus d'apprentissage, auto-évaluation et recommandation de compléments d'apprentissage	Learning Analytics (Interview)	Une première étude exploratoire portant sur 20 étudiants universitaires pour déterminer leurs attentes en matière d'apprentissage des fonctionnalités de Learning Analytics jugées utiles Les résultats de l'étude qualitative ont été validés dans une deuxième étude quantitative à laquelle 216 étudiants ont participé.
[14]	Prédire les résultats semestriels des étudiants à partir des dossiers académiques des étudiants (sexe, langue, profession des parents, etc.)	Educational data mining (Naive Bayesian mining)	Expérience menée sur 700 étudiants du collège « Amrita School of Arts and Sciences, Mysuru, Inde », entre 2013 et 2016
[40]	Recherche de critères d'auto-regroupement des étudiants dans un travail collaboratif, appliquer pour le regroupement automatique d'étudiants	Learning Analytics (Questionnaire)	46 étudiants de la Copenhagen Business School (CBS), Danemark

TABLE 1.2 – État de l'art sur les Learning Analytics et le Learning Data Mining

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les Learning Analytics et les concepts qui leur sont associés. Par ailleurs, nous avons défini l'Educational Data Mining et leurs objectifs.

Ces deux domaines offrent des outils pour l'évaluation de l'apprentissage et, en addition avec les outils des Social Media Analytics, peuvent être utilisés dans le cadre de l'apprentissage collaboratif.

Chapitre 2

Social Media Analytics

2.1 Introduction

Les Social Media Analytics constituent un domaine de recherche interdisciplinaire émergent qui a un impact significatif sur l'évolution des réseaux sociaux, et particulièrement sur l'amélioration des interactions entre les utilisateurs. Ils sont de plus présents dans la recherche sur l'utilisation des médias sociaux dans différentes disciplines universitaires et notamment le e-learning.

Au cours de ce chapitre, nous allons définir les Social Media Analytics, puis nous allons présenter les outils des Social Media Analytics et leur utilisation dans le e-learning.

2.2 Définition des Social Media Analytics

Les Social Media Analytics constituent un domaine de recherche interdisciplinaire émergent qui vise à relier, étendre et adapter les méthodes d'analyse des données des médias sociaux. Ainsi, ils aident à fournir des cadres de solutions pour de nouvelles applications et des systèmes d'information basé sur les médias sociaux [44].

C'est un domaine de recherche à croissance rapide visant à extraire des informations utiles à partir d'énormes quantités de données générées par les utilisateurs des médias sociaux [6]. Il est utilisée par les spécialistes des sciences sociales, les chefs d'entreprise, et les professionnels de la médecine, par exemple, en exploitant d'énormes quantités de données clients à partir de leurs sites web [28].

Il existe trois principales méthodes d'analyse [44] :

- L'analyse de texte et du contenu à la recherche de certains mots-clés,

- L'analyse du réseau social, qui étudie les relations entre les personnes, les groupes d'intérêt, etc, en analysant la structure de leurs connexions,
- L'analyse des tendances, pour prédire les sujets émergents.

2.3 Objectifs des Social Media Analytics

Parmi les objectifs des Social Media Analytics, nous citons :

- Compléter les méthodes traditionnelles de collecte et d'analyse d'informations sur les consommateurs (Business Analytics) [34].
- Développer un cadre d'analyse des réseaux sociaux pour évaluer la structure d'échanges d'information entre les membres [37].
- Analyser les modèles d'interrelation entre acteurs d'un réseau, tels que des individus, des groupes et des ensembles information [37].

2.4 Historique des Social Media Analytics

Nous pouvons résumer l'historique des Social Media Analytics comme suit :

- En 1997, est lancé le premier site de réseau social reconnu, sixdegrees.com, présenté comme un outil pour aider les gens à se connecter et à envoyer des messages aux autres [9].
- Le site coréen des mondes virtuels Cyworld a ajouté des fonctionnalités SNS (Social Networking Service) en 2001, pour créer des relations entre utilisateurs qui partagent un intérêt commun et qui s'échangent des médias (photos, informations personnelles, etc.) [9].
- Lancé en 2005, Google Analytics est un service gratuit fourni par Google au propriétaire d'un site Web qui fournit des données sur le trafic du site Web. Il permet aux entreprises de collecter des traces sur la fréquentation de leurs sites Web [20].

2.5 Avantages et inconvénients des Social Media Analytics

Les Social Media Analytics offrent un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

Avantages

Nous citons ci-dessous certains avantages des Social Media Analytics :

- Les Social Média Analytics donnent à l'utilisateur la possibilité d'explorer ses données de plusieurs manières différentes [46]
- Ils donnent beaucoup d'informations sur les consommateurs individuels et des réseaux plus larges [34]. Ils permettent ainsi aux organisations et aux entreprises de tirer une valeur commerciale à partir de données sur les consommateurs [32].
- Les Social Media Analytics offrent des données utiles pour construire des outils promotionnels ciblés et efficaces pour des ensembles de consommateurs [34].

Inconvénients

Les Social Media Analytics présentent quelques inconvénients. Nous pouvons citer :

- Social Media Analytics n'est pas une méthodologie. Elle offre uniquement des données qui peuvent servir à des analyses ou des prédictions [30].
- Les Social Media Analytics souffrent parfois d'une faible fiabilité, notamment face à la falsification des informations [32].
- Ils posent des problèmes de sécurité et de confidentialité, car ils facilitent la possibilité de suivre n'importe quel utilisateur et d'accéder à sa vie privée [25].

2.6 Outils des Social Media Analytics

Il existe plusieurs outils pour l'analyse des réseaux sociaux, tels que : Critical Mention, Mentionlytics, YouScan, etc.

2.6.1 Critical Mention (www.criticalmention.com)

Lancé en 2002, c'est un outil gratuit de surveillance en temps réel basé sur le cloud, conçu pour suivre le contenu provenant de la radio, des actualités en ligne, des publications papier et des plateformes de réseaux sociaux, y compris Twitter et Facebook.

Cet outils est utilisé pour le marketing par les gestionnaires de marque, les gouvernements, etc. [11].



FIGURE 2.1 – Critical Mention

2.6.2 Mentionlytics (www.mentionlytics.com)

Lancé en 2015, c'est un outil qui n'est pas disponible en version gratuite mais propose un essai gratuit. C'est une plateforme de surveillance du web et des réseaux sociaux pour les marques.

Il est principalement utilisé par de petites entreprises, des musiciens, des hommes politiques et des agences de marketing [31].

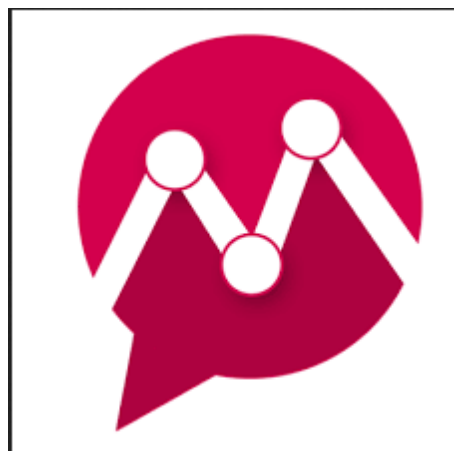


FIGURE 2.2 – Mentionlytics

2.6.3 YouScan (youscan.io)

Lancé en 2009, c'est un outil qui propose un essai gratuit. Cet outil fournit automatiquement des informations pour le suivi d'une marque ou d'un produit sur les

réseaux sociaux. Il est souvent utilisé par les agences marketing de grandes marques [51].

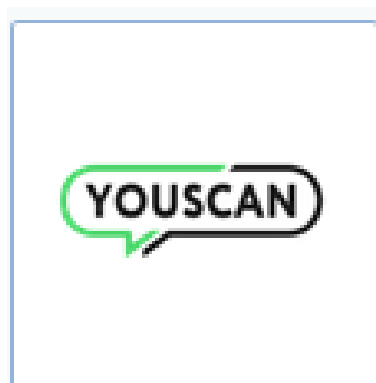


FIGURE 2.3 – YouScan

2.6.4 Google Analytics (analytics.google.com)

C'est une application de suivi, externe au site Web, qui enregistre le trafic en insérant un petit morceau de code HTML dans chaque page du site Web, et fournit des données de fréquentation d'un site sous forme de séries temporelles [38]. Par exemple, il peut fournir des mesures quantitatives sur les voyageurs potentiels vers une destination, qui pourraient être utilisées pour une analyse approfondie [20].

Google Analytics fournit des informations sur la provenance des visiteurs, les pages qu'ils ont visitées, la durée de leur navigation sur chaque page, la profondeur de navigation du site, la fin de leurs visites et leur destination [17].



FIGURE 2.4 – Google Analytics

2.6.5 Twitter Analytics (analytics.twitter.com)

Twitter Analytics est un outil gratuit permettant de consulter les statistiques liées à l'utilisation d'un compte Twitter. Il s'agit d'un logiciel en mode SaaS (c'est-à-dire accessible via un navigateur web sans installation), édité par la société Twitter elle-même. Il peut être utilisé, par exemple, pour comprendre les stratégies d'engagement client pour une entreprise [36].



FIGURE 2.5 – Twitter Analytics

2.6.6 Facebook Analytics (analytics.facebook.com)

Facebook Analytics c'est un outil d'analyse fondé sur les statistiques recueillies auprès de la communauté du réseau social. Il permet d'avoir des données sur les utilisateurs (suivre les likes, les pages vues, etc.). Il offre aux entreprises de renforcer leur présence sur Facebook et d'augmenter le nombre de leurs abonnés [16].



FIGURE 2.6 – Facebook Analytics

2.7 Les Social Media Analytics et le e-learning

Le tableau 2.1 résume quelques travaux dans les domaines des Social Média Analytics et du e-learning.

Numéro de référence	Objectif	Méthode	Population étudiée
[18]	Développer un espace d'apprentissage sous la forme de communauté sociale, encourageant l'apprentissage autonome	Analyse des réseaux sociaux	1641 participants inscrits à un cours gratuit, en ligne, dans l'Université de l'Athabasca et l'Université de l'Île-du-Prince-Édouard, Canada.
[52]	Étude des facteurs favorisant le transfert d'apprentissage, issus du e-learning, dans une organisation	Questionnaire administré dans des entreprises tunisiennes)	Employés de l'Office National de Poste, Tunisie.
[13]	Structurer un cours social d'apprentissage par les jeux et utilisation des métriques réseau social pour prédire les performances des apprenants	Analyse des réseaux	Étudiants du cours de licence « Qualification for ICT users » de la Fondation ICDDL (International Computer Driving License).
[5]	Fonctionnalité de SNAPP (Social Networks Adapting Pedagogical Practice) intégrant forum et Learning Management Systems (LMS)	Social network analysis	Étudiants universitaires.

TABLE 2.1 – État de l'art sur les Social Média Analytics et le e-Learning

2.8 Conclusion

Les Social Media Analytics constituent un domaine important pour l'analyse des profils et des interactions des utilisateurs des réseaux sociaux, en offrant des outils et des méthodes d'analyse.

Ces outils et ces méthodes peuvent jouer un rôle important dans le domaine du e-learning, notamment dans l'apprentissage collaboratif.

Chapitre 3

Conception

3.1 Introduction

Ce chapitre est dédié à la description de la conception de notre système. Nous présenterons d'abord les objectifs du projet, puis nous proposerons l'architecture générale du système, à partir de la description des différents acteurs et des fonctionnalités de chacun.

Enfin, nous allons présenter deux méthodes pour regrouper les étudiants à partir d'indicateurs que nous allons proposer.

3.2 Objectifs

Les objectifs de notre travail sont résumés comme suit :

- Identifier des indicateurs, lors d'un apprentissage collaboratif, permettant d'évaluer le travail collaboratif.
- Utiliser les indicateurs pour regrouper automatiquement les étudiants.
- Comparer le regroupement effectué avec deux méthodes : une méthode de clustering (DBSCAN) et une méthode d'identification de Frequent Patterns (algorithme *apriori*).

3.3 Conception du système d'évaluation du travail collaboratif

Le système à développer se compose de deux parties essentielles. La première partie est le site de gestion des activités d'apprentissage collaboratif. La seconde

correspond au système de regroupement automatique basé sur l'évaluation du travail collaboratif.

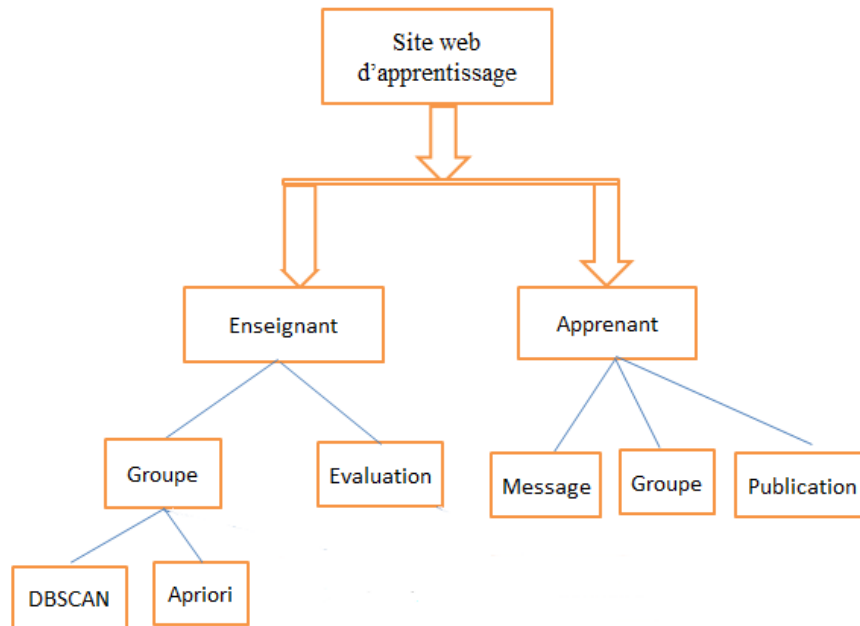


FIGURE 3.1 – Architecture de système

3.3.1 Identification des acteurs

Notre système se compose de trois acteurs principaux : l'enseignant, l'étudiant et l'administrateur. Chaque acteur a un rôle, résumé ainsi :

- *L'administrateur* : est le responsable du système.
- *L'étudiant* : est l'acteur le plus important du système. Il est associé à d'autres étudiants pour réaliser des activités d'apprentissage collaboratif.
- *L'enseignant* : Il est responsable de la création et de l'affectation des activités collaboratives.

3.3.2 Fonctionnalités

Nous allons préciser les fonctionnalités de chaque acteur de notre système :

Fonctionnalité d'administrateur

- Modifier un compte utilisateur.
- Supprimer un compte utilisateur.

Fonctionnalités de l'utilisateur (Enseignant ou étudiant)

- S'inscrire sur le site.
- Modifier son profil.
- Écrire un message.
- Lire un message.
- Afficher la liste des messages reçus.
- Créer un groupe.

Fonctionnalités particulières à l'enseignant

- Ajouter un activité (QCM).
- Voir les activités.
- Modifier une activité.
- Supprimer une activité.
- Évaluer les étudiants.

3.3.3 Fonctionnalité particulière à l'étudiant

- Faire une activité.

Fonctionnalités communes aux trois acteurs

- Se connecter au site.
- Se déconnecter au site.

3.3.4 Diagramme de cas d'utilisation

Nous présentons ci-dessous (figure 3.2) le diagramme d'utilisation correspondant aux acteurs décrits :

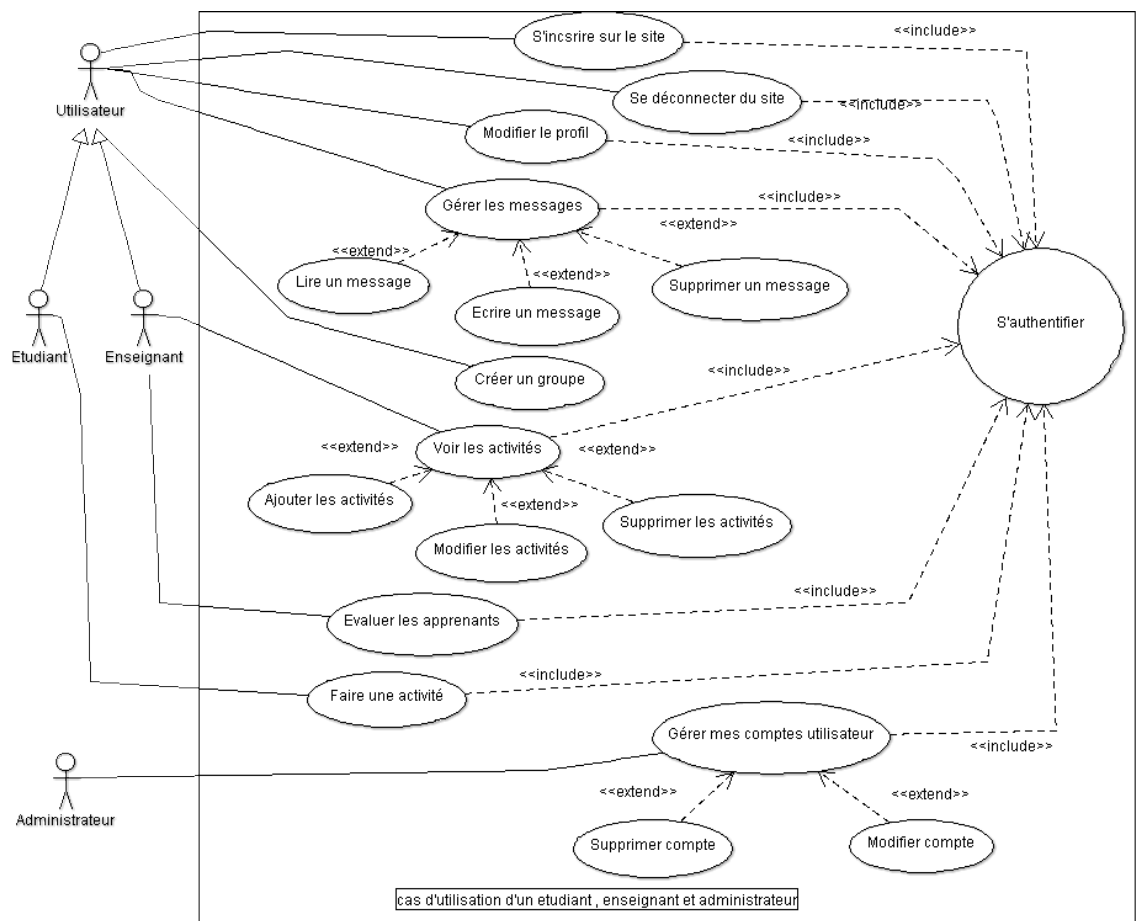


FIGURE 3.2 – Diagramme de cas d'utilisation

3.3.5 Règles de gestion

Les règles de gestion sont les suivantes :

- Un étudiant doit avoir un nom d'utilisateur, un nom et un prénom, un genre, une date de naissance, l'année d'étude, son niveau d'étude, une adresse e-mail, un mot de passe, id de groupe et un avatar.
- Un enseignant a un nom d'utilisateur, un nom et un prénom, une date de naissance, une spécialité, une adresse e-mail, un mot de passe, un genre, id de groupe et un avatar.
- Un administrateur doit avoir un identifiant, une adresse e-mail et un mot de passe.
- Un message doit avoir un destinataire, un expéditeur, un contenu, une date, une heure et un objet.

- Un groupe doit avoir un nom de groupe, une date de création.
- Un groupe contient un ou plusieurs étudiants.
- Une questionnaire doit avoir 4 réponses possibles, et peut avoir une réponse correcte.
- Un enseignant peut ajouter un ou plusieurs questionnaires.
- Un utilisateur peut envoyer un message à un ou plusieurs utilisateurs.
- Un étudiant appartient à aucun, un ou plusieurs groupes.
- Un utilisateur peut créer zéro, un ou plusieurs groupes.
- Un questionnaire est proposée à un ou plusieurs groupes.
- Un groupe est noté sur chaque questionnaire fait par lui.
- L'enseignant peut publier une ou plusieurs publications.

3.3.6 Dictionnaire de données

Champ	Nom	Signification	Type	Longueur	Nature
Utilisateur	id	identificateur de l'utilisateur	numérique	11	calculé
	nom	nom de l'utilisateur	alphabétique	20	élémentaire
	prénom	prénom de l'utilisateur	alphabétique	20	élémentaire
	mail	adresse e-mail de l'utilisateur	alpha-numérique	255	élémentaire
	avatar	image du profil personnel de l'utilisateur	alpha-numérique	255	élémentaire
	pseudo	nom d'utilisateur	alpha-numérique	20	élémentaire

	motdepasse	mot de passe	alphabétique		élémentaire
	date-nais	date de naissance	date		élémentaire
groupe	id-group	id-groupe de l'utilisateur	numérique	15	calculé
	genre	le type de l'utilisateur	alphabétique	15	élémentaire
Enseignant	spécialité	branche d'étude présentée par l'enseignant	alpha-numérique	255	élémentaire
Étudiant	année	année d'étude	numérique	255	élémentaire
	niveau	niveau d'étude (licence ou master)	alphabétique	255	élémentaire
Message	id	identificateur du message	numérique	11	calculé
	contenu	texte du message	alpha-numérique	100	élémentaire
	date	date d'envoi du message	date		calculé
	heur	heure d'envoi du message	heure		calculé
Administrateur	id-admin	identificateur de l'administrateur	numérique	11	calculé
	pseudo-admin	pseudo de l'administrateur	alpha-numérique	30	élémentaire

	pass-admin	mot de passe de l'administrateur	alpha-numérique	30	élémentaire
note	id-note	identificateur de la note d'une activité pour un groupe	numérique	11	calculé
	note-activ	note de l'activité	numérique	10	élémentaire
Publication	id	identificateur de publication	numérique	11	calculé
	contenu	contenu de publication	alphabétique	255	élémentaire
	auteur	auteur de publication	alphabétique	255	élémentaire
	date	date de publication	date		calculé
	heur	heur de publication	heur		calculé
QSM	id	identificateur de QSM	numérique	11	calculé
	Question	Question de QSM	alphabétique	11	calculé
	réponse1	proposition1 de QSM	alphabétique	11	élémentaire
	réponse2	proposition2 de QSM	alphabétique	11	élémentaire
	réponse3	proposition3 de QSM	alphabétique	11	élémentaire
	réponse4	proposition4 de QSM	alphabétique	11	élémentaire

	réponse- Correct	solution correcte de QCM	alphabétique	11	élémentaire
--	---------------------	--------------------------------	--------------	----	-------------

3.3.7 Diagramme de classe

Nous présentons ci-dessous (figure 3.3) le diagramme de classe correspondant aux acteurs décrits :

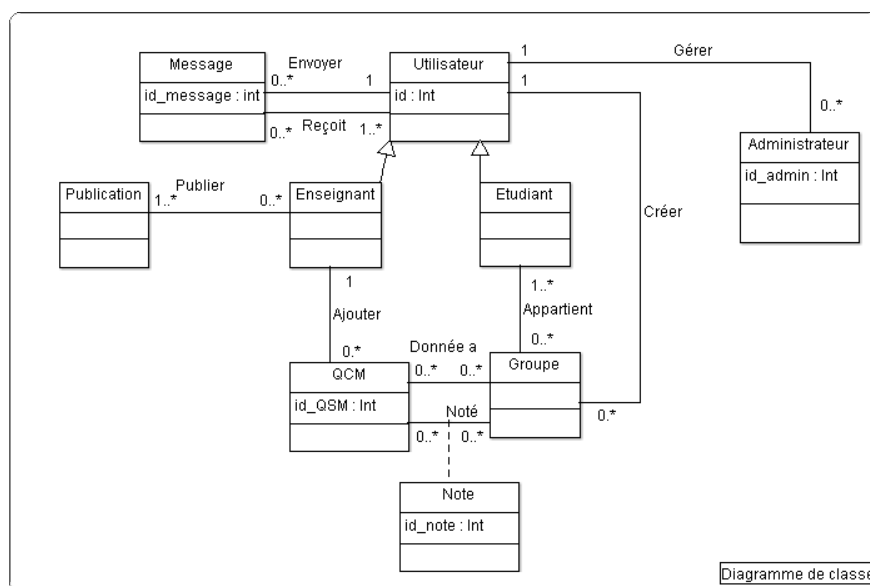


FIGURE 3.3 – Diagramme de classe

3.3.8 Schémas relationnels

Les schémas relationnels sont donnés comme suit :

Administrateur(id-admin, pseudo, mot de passe)

Utilisateur(id, pseudo, nom, prénom, dateN, mail, module, anneeD, spécialité, mot de passe, id-group, avatar, type, étudiant, id-admin#)

Message(id-message, objet, contenu, vu, date, heureE, id#)
 QCM(id-qcm, question, réponse1, réponse2, réponse3, réponse4, réponseCorrecte,
 id=>ENS#)
 Groupe(id-group, groupe-name, date, id#)
 Note (id-note, note, id-QCM#, id-note#)
 Publication(id-pub, contenu, auteur, date, heure, id#)
 Appartient(id=>ETUD#, id-group#)
 Donnée a (id-QCM#, id-groupe#)
 Reçoit (id-message#, id#)
 Publier (id#, id-pub#)

3.4 Évaluation du travail collaboratif

Pour évaluer un travail collaboratif dans un groupe, nous avons suivi les étapes suivantes :

1. L'enseignant donne une activité à effectuer sous forme de QCM.
2. Les étudiants répondent au QCM (ils peuvent communiquer en utilisant les outils disponibles).
3. Le système extrait quelques indicateurs après cette activité.
4. Les indicateurs sont utilisés pour regrouper automatiquement les étudiants dans de nouveaux groupes.

Donc, le regroupement des étudiants dépendra de leur comportement par rapport aux activités qu'ils auront effectués.

3.4.1 Indicateurs d'évaluation du travail collaboratif

Ces indicateurs sont de deux natures :

- **Indicateurs communicationnels** : Ces indicateurs mesurent le niveau de communication de l'étudiant, c'est à dire s'il envoie beaucoup de messages et s'il publie beaucoup.
- **Indicateur pédagogique** : Il s'agit tout simplement des notes qu'il obtient aux différents QCM.

Ces trois indicateurs seront utilisés pour regrouper les étudiants en utilisant deux méthodes différentes : DBSCAN et algorithme *apriori*.

3.4.2 Détection des motifs fréquents (Frequent Patterns)

Définition

Un motif (ou itemset) est un sous ensemble d'attributs. Le *support* d'un motif est la proportion d'individus associés à ce sous-ensemble de motif. Un motif est *fréquent* (Frequent Pattern - FP) si son support est supérieur à un seuil minimal fixé *minsup* [35].

3.4.3 Objectifs de l'extraction des motifs fréquents

Parmi les objectifs, on peut citer [45] :

- Analyse de l'association entre éléments d'un ensemble de données : panier de la ménagère, conception de catalogues, analyse de textes, corrélation.
- Clustering et classification : classification basé sur les associations.
- Analyse de séquences : web mining, détection de tendances.

3.4.4 Algorithme *apriori*

Apriori est le tout premier algorithme pour l'extraction de motifs fréquents. Il a été proposé par Aggarwal et Srikant en 1994 [1]. C'est un algorithme classique d'apprentissage des règles d'association. Il est conçu pour fonctionner sur des bases de données contenant des transactions. L'algorithme tente de trouver des sous-ensembles communs à au moins un nombre minimal des ensembles d'éléments [33].

le principe de l'algorithme

Le principe de l'algorithme *apriori* [1] est le suivant :

- Génération d'ensembles d'itemsets candidats.
- Calcul le support des ensembles d'itemsets.
- Garder les ensembles d'items dont le nombre est supérieur à un support minimum. Ils vont constituer les ensembles d'itemsets fréquents.

Le pseudo-code de la procédure globale est présenté dans le listing suivant :

```

Entrees T : base de donnees, minsup : support minimum,
          numItem : nombre d'items de T
Sortie FP : ensemble des motifs fréquents
Debut
FP={};
Calculer les supports de chaque item (itemsets de longueur 1) de T;
Ajouter à FP les attributs dont le support est >= minsup

i = 2;
Tant que (i <= numItem)
  Générer des candidats itemsets de longueur i à partir de FP
  Calculer les supports des candidats
  Ajouter à FP les candidats dont le support est >= minsup
Fin Tant que
Fin

```

Listing 3.1 – Algorithme apriori

Exemple

soit à un ensemble de base de données avec 4 items (A, B, C, D) et 4 transactions. Le support minimum est de 3.

TransactionID	Items
100	A, B, C.
200	B, C, D.
300	A, B, C, D.
400	B, D.

Les étapes de la recherche de motifs fréquents sont les suivants :

1. Analyser les itemsets de longueur 1 : $\text{support}(A) = 2$, $\text{support}(B) = 4$, $\text{support}(C) = 3$, $\text{support}(D) = 3$.

Le support minimum étant de 3, nous ne gardons que les itemsets $\{B\}$, $\{C\}$ et $\{D\}$.

$FP = \{\{B\}, \{C\} \text{ et } \{D\}\}$

2. On construit les itemsets candidats de longueur 2 à partir de FP.

Les itemsets candidats sont : $\{BC\}$, $\{BD\}$, $\{CD\}$.

$\text{support}(BC) = 3$, $\text{support}(BD) = 3$, $\text{support}(CD) = 2$.

$FP = \{\{B\}, \{C\} \text{ et } \{D\}, \{BC\}, \{BD\}\}$

3. On construit les itemsets candidats de longueur 3 à partir de FP.

L'itemsets candidat est : {BCD}.

support(BCD) = 2,

FP ne change pas

4. Pas d'itemsets candidats de longueur 4.

Donc, FP = {{B}, {C} et {D}, {BC}, {BD}}.

Avantages et Inconvénients

L'algorithme *a priori* réduit considérablement la taille d'articles candidats, et de plus il est facile à mettre en œuvre.

Cependant, il souffre de deux principaux points faibles [5] :

- Le calcul des supports est coûteux.
- Le parcours des données initiales est récurrent.

3.4.5 Description DBSCAN Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)

DBSCAN est un algorithme de clustering basé sur la densité, où la densité dans la formation des clusters est mesurée par le nombre d'objets proches (ou voisins), connectés pour former un cluster [21].

DBSCAN est basé sur deux notions importantes :

- La densité : une région qui regroupe un ensemble d'objets voisins et qui forme un cluster.
- Le bruit : une région où les objets sont éloignés.

Dans DBSCAN, deux objets sont voisins si la distance entre eux est inférieure au rayon de voisinage, et ils sont voisins-connectés s'il existe une grappe de voisins qui les relie [21].

L'algorithme est le suivant [21] :

```

Entrees D : ensemble de données
        vRay : Le rayon de voisinage autorisé,
        minPoints: le nombre d'objets minimum pour former un cluster
Sorties C : ensemble de clusters
        B : ensemble d'objets "bruit"
Marquer tout les objets de D comme non-visités;
Faire
    Choisir aléatoirement un objet non-visité p;
    Marquer p comme visité;
    Si p à au moins minPoints voisins
        Créer un nouveau cluster C et ajouter p à C;
        Soit N l'ensemble d'objets voisins de p;
        Pour tout objet P0
            Si P0 n'a pas été visité;
                Marquer P0 comme visité;
            Si P0 à au moins minPoint voisins;
                Ajouter ces objets à N;
            Si P0 n'est membre d'aucun cluster
                Ajouter P0 à C ;
        Fin Pour
    Retourner C;
Sinon ajouter p à B;
Jusque tous les objets soit visités;

```

Listing 3.2 – DBSCAN

L'algorithme DBSCAN offre les avantages suivants [2] :

- Il ne demande pas de déterminer à priori le nombre de clusters.
- Il trouve des clusters de forme arbitraire.
- Il identifie les donnée de bruit.

Par contre, il présente les inconvénient suivants [2] :

- Le temps d'exécution se dégrade lorsque la taille des données est élevée.
- Il est sensible à la distance euclidienne. Lorsqu'on a un très grand nombre de dimensions, le temps de calcul explose.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la conception de notre système, ainsi que les indicateurs pris en compte dans notre système et deux méthodes utilisés pour le regroupement des apprenants.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter l'implémentation de notre système.

Chapitre 4

Implémentation

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'implémentation de notre système. Nous allons présenter d'abord les différents langages, outils et environnement matériel et logiciel utilisés pour implémenter notre système. Ensuite, nous illustrerons notre système en présentant quelques pages web et quelques résultats expérimentaux.

4.2 Environnement de développement

4.2.1 Environnement matériel

La machine sur laquelle a été développé notre système a la configuration suivante :

Matériel	Caractéristiques
PC	Processeur : Intel(R) Core(TM) i3-3110M CPU @ 2.40GHZ 2.40 GHZ. Memoire Vive(RAM) : 4.00 Go. Disque Dur : 500Go. Systems d'exploitation : Windows 10 Profes- sionnel.

TABLE 4.1 – Caractéristique du matériel

4.2.2 Environnement logiciel

La réalisation d'un système informatique a besoin de disposer des outils logiciels comme le langage de programmation et l'environnement de programmation. Les outils de développement utilisés sont :

- *XAMPP* (Cross-Plateforme (X), Apache (A), MySQL (M), PHP (P) et Perl (P)) Il s'agit d'une distribution Apache qui permet de créer un serveur Web local. Il offre une application serveur (Apache), une base de données (MySQL) et un langage de script (PHP) [48].

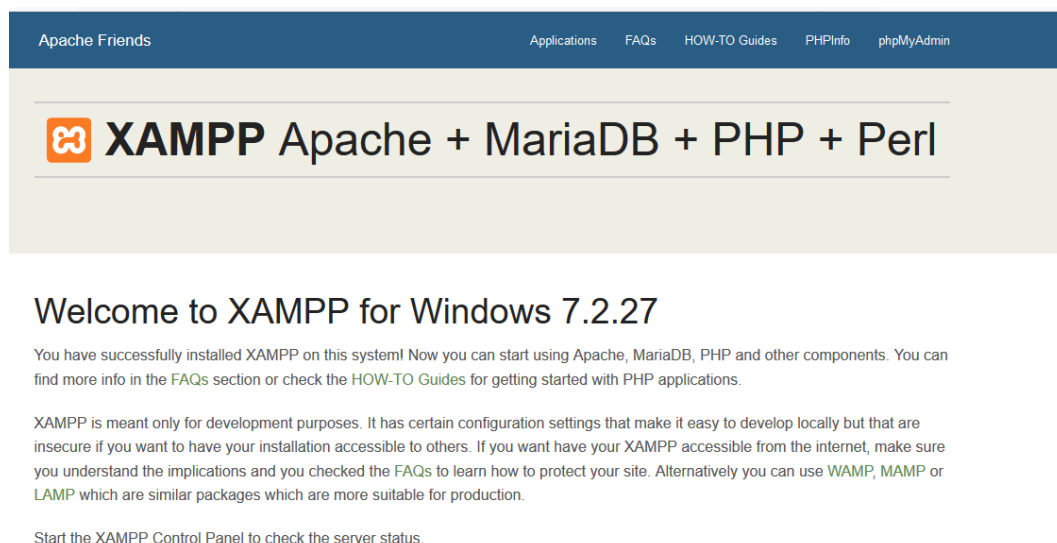


FIGURE 4.1 – Xampp

- *Macromedia DreamWeaver 8* est un éditeur HTML professionnel pour la conception, le codage et le développement de sites Web, pages Web et applications Web. Il fournit un environnement de codage comprenant des outils d'édition de code, les feuilles de style en cascade (CSS), etc. [15].

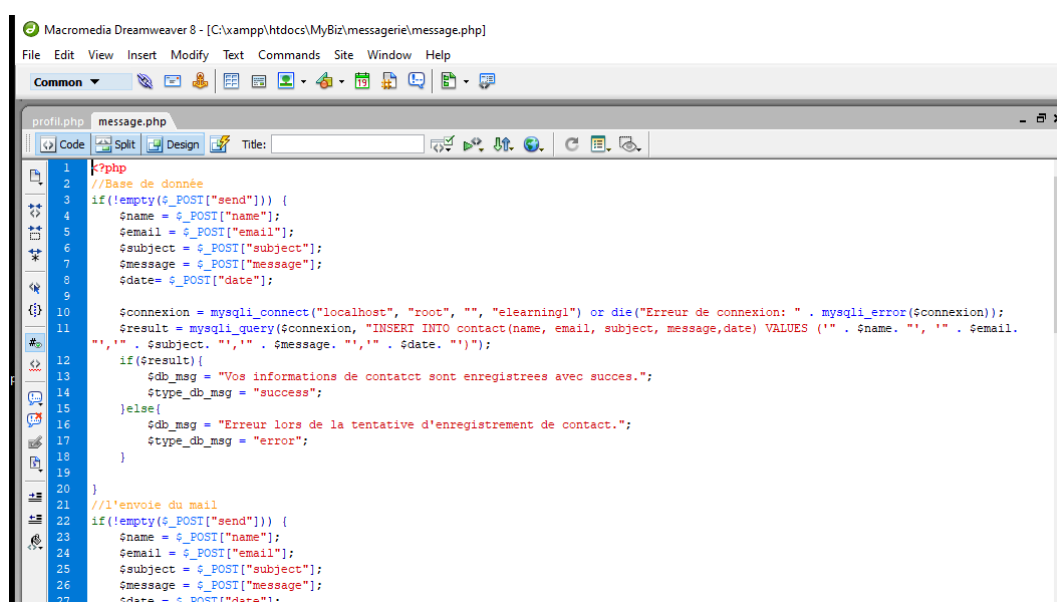


FIGURE 4.2 – L'interface de Dreamweaver 8

4.2.3 Langages utilisés

Nous avons utilisé pour implémenter notre système le langage PHP et également le langage HTML et les feuilles de style (CSS) pour coder la présentation de notre système, et le langage SQL pour les requêtes BDD.

PHP

PHP est un langage de script à usage général, populaire dans le développement web. Il a comme avantages d'être rapide et flexible [39].

SQL

Le langage de requête structuré («SQL») est un langage textuel utilisé pour interagir avec les bases de données relationnelles. Il existe beaucoup de SGBD basés sur SQL, tels que MySQL, SQLite, etc. [3].

HTML

HTML est le langage universel utilisé pour communiquer sur le Web. C'est un langage à balise permettant de structurer un document à afficher sur le web à travers un navigateur [23].

CSS

CSS est un langage qui permet de gérer l'apparence d'une page web (positionnement, décoration, couleur, ...) [24].

4.3 Présentation du système

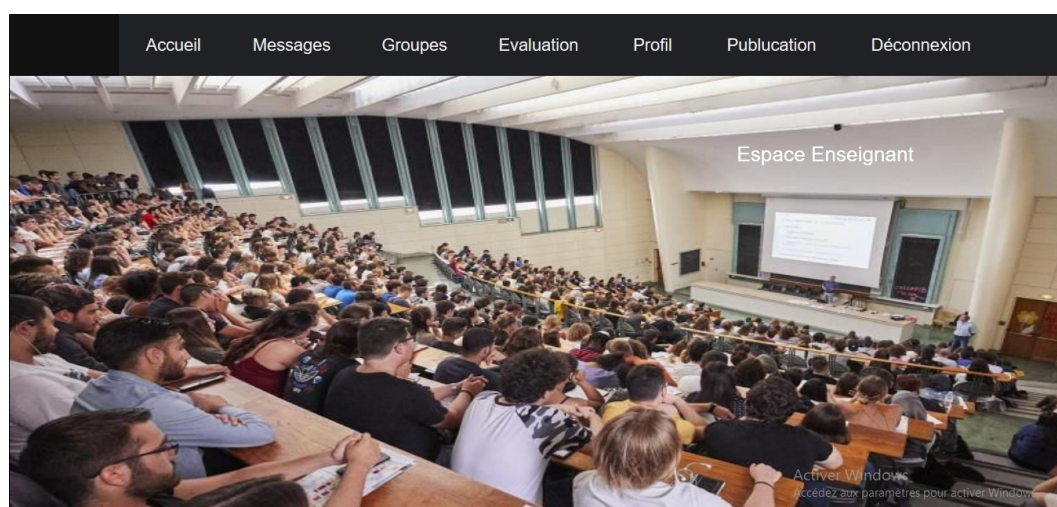
Dans cette partie, nous allons donner une description des différentes interfaces et fonctionnalités de notre système. Il est divisé en trois espaces : espace *enseignant*, espace *apprenant* et espace *administrateur*. Nous nous limiterons à présenter quelques pages web des espaces *enseignant* et *apprenant*.



FIGURE 4.3 – L'interface du site web

4.3.1 Espace *enseignant*

La figure ci-dessous présente l'espace enseignant :

FIGURE 4.4 – L'espace *enseignant*

La figure qui suit présente la publication d'un message :

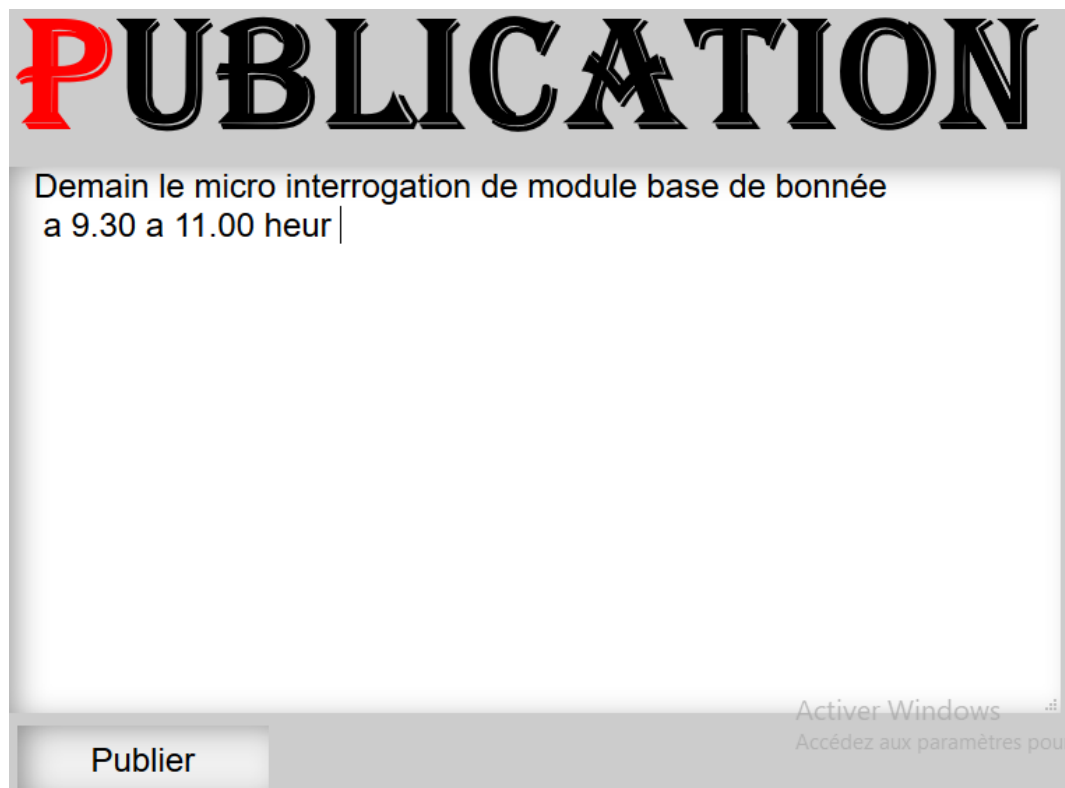


FIGURE 4.5 – Publication d'un message

Les figures suivantes montre la page de création d'un groupe d'apprenant :



FIGURE 4.6 – L'espace de création d'un groupe avec DBSCAN

vous avez 2 classes

A :

```
23 hanane zitouni hanane@gmail.com
34 zina zitouni zina1@gmail.com
35 rahaf rahaf rahaf@rahaf.com
37 lity lity lity@gmail.com
38 souha souha souha@gmail.com
39 houda houda houda@gmail.com
40 zahra zahra zahra@gmail.com
41 amira amira amira@gmail.com
42 mina mina mina@gmail.com
```

B :

```
36 zitouni zitouni wefa@gmail.com
```

FIGURE 4.7 – L'espace de création d'un groupe selon l'algorithme de APRIORI

4.3.2 Espace apprenant

La figure ci-dessous présente l'espace *apprenant* :

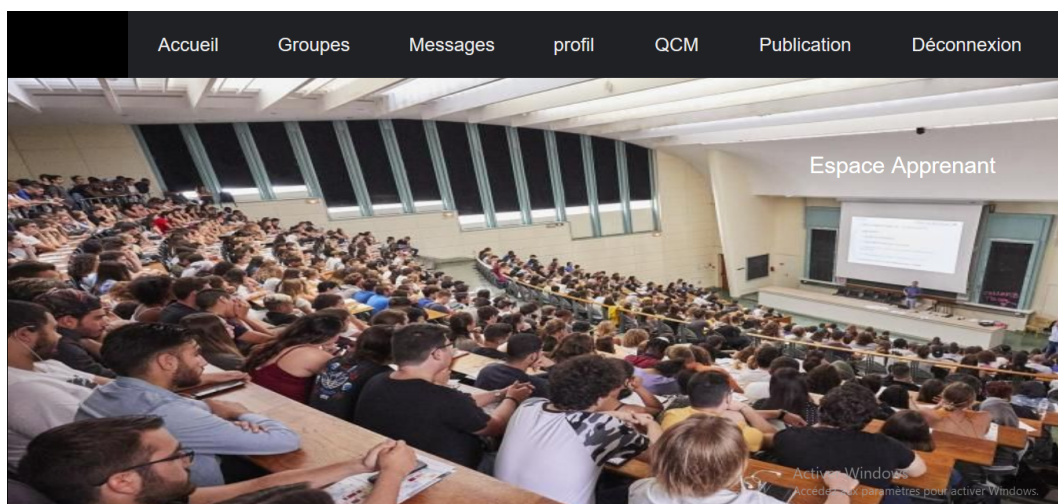


FIGURE 4.8 – L'interface de l'espace *apprenant*

La figure ci-dessous présente le formulaire d'envoi de message :



The image shows a web form titled "Formulaire de Messagerie". It contains three input fields: "Email Dest: *" with the placeholder "Email", "Sujet: *" with the placeholder "Demande de renseignement", and "Message:" with the placeholder "Message...". Below the fields are two red buttons: "Envoyer le message" and "Annuler".

FIGURE 4.9 – Formulaire de Messagerie

4.4 Expérimentation

Pour pouvoir tester le regroupement automatique des apprenants avec les méthodes DBSCAN et *priori*, nous avons appliqué l'algorithme suivant :

```
Entree T : ensemble de valeurs de n étudiants pour les indicateurs
           (note, nombre de publications, nombre de messages)
Sorties CD : ensemble de clusters DBSCAN
         CA : ensemble de clusters apriori

Générer les clusters CD avec la procedure DBSCAN à partir de T

Transformer l'ensemble T en ensemble Tapriori

Générer les clusters CA avec la procedure apriori à partir de Tapriori
```

Listing 4.1 – DBSCAN

Pour transformer T en Tapriori, nous faisons correspondre à chaque indicateur trois items (mauvais, moyen et bon). Nous construisons ainsi 9 items différents représentés comme suit :

- Pour l'indicateur *note*, nous aurons trois items : **note-mauvais**, **note-moyen** et **note-bon**
- Pour l'indicateur *nombre de publications*, nous aurons trois items : **pub-mauvais**, **pub-moyen** et **pub-bon**
- Pour l'indicateur *nombre de messages*, nous aurons trois items : **mess-mauvais**, **mess-moyen** et **mess-bon**

La correspondance se fait ainsi :

1. indicateur *note* correspond à

- note-mauvais si la note < 10
- note-moyen si la note ≥ 10 et < 15
- note-bon si la note ≥ 15

2. indicateur *nombre de publications* correspond à

- pub-mauvais si le nombre de publications < 5
- pub-moyen si le nombre de publications ≥ 5 et < 10
- pub-bon si le nombre de publications ≥ 10

3. indicateur *nombre de messages* correspond à

- mess-mauvais si le nombre de messages < 5
- mess-moyen si le nombre de messages ≥ 5 et < 10
- mess-bon si le nombre de messages ≥ 10

Nous appliquons ensuite l'algorithme *apriori* sur le nouvel ensemble de données.

Exemple

Soit l'ensemble de données suivant :

n°	id de l'apprenant	note	nombre de publi- cation	nombre de mes- sage
1	23	11	3	3
2	36	5	0	0
3	37	12	1	4
4	38	6	1	1
5	39	14	4	4
6	40	16	1	3
7	41	15	15	12
8	42	12	7	14
9	34	13	17	2
10	35	19	15	7

TABLE 4.2 – Tableau de valeurs

Après transformation des données pour l'algorithme *apriori*, nous obtenons les données suivantes :

n°	id de l'apprenant	note	nombre de publi- cation	nombre de mes- sage
1	23	note-moyen	pub-mauvais	mess-mauvais
2	36	note-mauvais	pub-mauvais	mess-mauvais
3	37	note-moyen	pub-mauvais	mess-mauvais
4	38	note-mauvais	pub-mauvais	mess-mauvais
5	39	note-moyen	pub-mauvais	mess-mauvais
6	40	note-bon	pub-mauvais	mess-mauvais
7	41	note-bon	pub-bon	mess-bon
8	42	note-moyen	pub-moyen	mess-bon
9	34	note-moyen	pub-bon	mess-mauvais
10	35	note-bon	pub-bon	mess-moyen

TABLE 4.3 – Tableau des valeurs transformées

Ensuite l'algorithme *apriori* est appliqué sur l'ensemble de données transformé, et nous obtenons un motif fréquent.

Le motif fréquent obtenu avec un support minimum de 5 est {pub-mauvais, mess-mauvais} qui donne un groupe composé des apprenants : 23, 36, 37, 38, 39 et 40.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter les outils de développement utilisés pour implémenter notre système qui a pour objectif d'évaluer le travail

d'apprentissage collaboratif. Nous avons également présenté quelques interfaces du système et les résultats d'une expérimentation du système.

Conclusion générale

Le e-learning prend de plus en plus de places dans les stratégies d'apprentissage appliqués par les institutions éducatives et universitaires. Ainsi, en temps de confinement, l'apport des systèmes de e-learning est devenu évident et incontournable, notamment pour les étudiants suivant un cursus universitaire, et ce dans tous les établissements du pays.

En plus des systèmes de e-learning proposés par les universités, les apprenants utilisent les réseaux sociaux (principalement Facebook) pour communiquer avec leurs pairs, réviser ou travailler ensemble. On peut considérer que les réseaux sociaux constituent également un espace d'apprentissage informel, et il serait intéressant de regrouper dans un même système les fonctionnalités proposées par les systèmes de e-learning et les réseaux sociaux. Donc, compléter l'espace d'apprentissage formel avec un espace informel dans lequel l'étudiant se sentirait plus libre pour communiquer et travailler.

Un autre challenge pour les systèmes de e-learning est l'évaluation des performances des apprenants et des systèmes d'apprentissages. Deux approches existent pour cette évaluation : les Learning Analytics (LA) et l'Educational Data Mining (EDM). Les LA sont plutôt concernés par la visualisation d'indicateurs de performance par les formateurs et les apprenants, alors que l'EDM est plutôt orienté vers la construction de modèles de l'apprenant pour pouvoir prédire les performances des apprenants.

On peut également ajouter, à ces deux méthodologies, les Social Media Analytics (SMA) comme outils pour l'analyse des interactions entre apprenants et formateurs. Et notamment pour l'analyse du travail collaboratif et pour son évaluation.

Dans ce cadre, notre travail intitulé « conception et réalisation d'un système de construction de groupes sociaux dans l'apprentissage collaboratif » a pour objectif l'utilisation d'indicateurs évaluant le travail collaboratif dans un groupe d'apprenants pour constituer automatiquement de nouveaux groupes de travail performants.

Le système développé évalue un travail collaboratif (sous forme de questionnaire) à travers trois indicateurs : les notes du questionnaire, le nombre de messages échan-

gés et le nombre de publications écrites pour construire des groupes collaboratifs en utilisant deux méthodes différentes, une méthode de clustering (DBSCAN) et une méthode de recherche de motifs fréquents (algorithme *apriori*).

Comme perspective, nous proposons l'ajout d'autres indicateurs pour l'évaluation du travail collaboratif en exploitant le profil de l'étudiant et des aspects pédagogiques et psychologiques.

Bibliographie

- [1] Aggarwal, Charu C, Mansurul A Bhuiyan et Mohammad Al Hasan: *Frequent pattern mining algorithms : A survey*. Dans *Frequent pattern mining*, pages 19–64. Springer, 2014.
- [2] Aggarwal Charu, C: *Data mining : The textbook*. Springer, 2015.
- [3] Anley, Chris: *Advanced SQL injection in SQL server applications*, ngssoftware insight security research (nistr) publication édition, 2002.
- [4] Ayala, A. Peña: *Learning Analytics : Fundaments, Applications, and Trends*. Springer, 2017.
- [5] Bakharia, Aneesha et Shane Dawson: *SNAPP : a bird’s-eye view of temporal participant interaction*. Dans *Proceedings of the 1st international conference on learning analytics and knowledge*, pages 168–173, 2011.
- [6] Belcastro, Loris, Fabrizio Marozzo, Domenico Talia et Paolo Trunfio: *A parallel library for social media analytics*. Dans *2017 International Conference on High Performance Computing & Simulation (HPCS)*, pages 683–690. IEEE, 2017.
- [7] Berland, Matthew, Ryan S Baker et Paulo Blikstein: *Educational data mining and learning analytics : Applications to constructionist research*. *Technology, Knowledge and Learning*, 19(1-2) :205–220, 2014.
- [8] Bonnin, Geoffray et Anne Boyer: *Apport des Learning Analytics*. *Administration Education*, (2) :125–130, 2015.
- [9] Boyd, Danah M et Nicole B Ellison: *Social network sites : Definition, history, and scholarship*. *Journal of computer-mediated Communication*, 13(1) :210–230, 2007.
- [10] Costa, Laecio, Marlo Souza, Lais Salvador et Ricardo Amorim: *Monitoring Students Performance in E-Learning Based on Learning Analytics and Learning*

- Educational Objectives*. Dans *2019 IEEE 19th International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)*, tome 2161, pages 192–193. IEEE, 2019.
- [11] Critical Mention. <https://www.criticalmention.com/>, consulté le 23/05/2020.
- [12] Dawson, Shane, Srecko Joksimovic, Oleksandra Poquet et George Siemens: *Increasing the impact of learning analytics*. Dans *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics & Knowledge*, pages 446–455, 2019.
- [13] De-Marcos, Luis, Eva García-López, Antonio García-Cabot, José Amelio Medina-Merodio, Adrián Domínguez, José Javier Martínez-Herráiz et Teresa Diez-Folledo: *Social network analysis of a gamified e-learning course : Small-world phenomenon and network metrics as predictors of academic performance*. *Computers in Human Behavior*, 60 :312–321, 2016.
- [14] Devasia, Tismy, TP Vinushree et Vinayak Hegde: *Prediction of students performance using Educational Data Mining*. Dans *2016 International Conference on Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE)*, pages 91–95. IEEE, 2016.
- [15] Dreamweaver. <https://www.adobe.com/fr/products/dreamweaver.html>, consulté le 20/05/2020.
- [16] Facebook Analytics. analytics.facebook.com, consulté le 17 avril 2020.
- [17] Fang, Wei: *Using Google Analytics for improving library website content and design : A case study*. *Library Philosophy and Practice*, pages 1–17, 2007.
- [18] Fournier, Helene et Rita Kop: *De nouvelles dimensions à l'auto-apprentissage dans un environnement d'apprentissage en réseau*. *Canadian Journal for the Study of Adult Education*, 26(1) :35–55, 2014.
- [19] Gras, Benjamin: *Éthique des Learning Analytics*. *Distances et médiations des savoirs*, (26), 2019.
- [20] Gunter, Ulrich et Irem Önder: *Forecasting city arrivals with Google Analytics*. *Annals of Tourism Research*, 61 :199–212, 2016.
- [21] Han, Jiawei, Jian Pei et Micheline Kamber: *Data mining : concepts and techniques*. Elsevier, 2011.

- [22] Hausman, Matthieu, Amélie Auqui re, Sylviane Hubert et Pascal Detroz: *Impl mentation des Learning Analytics dans l'enseignement sup rieur*. rapport technique, Li ge Universit , 2018.
- [23] HTML. <https://www.w3schools.com/html/>, consult  le 23/05/2020.
- [24] Jain, Nilesh: *Review of different responsive css front-end frameworks*. Journal of Global Research in Computer Science, 5(11) :5–10, 2014.
- [25] Kaya, Mehmet et Reda Alhajj: *Influence and Behavior Analysis in Social Networks and Social Media*. Springer, 2019.
- [26] Lang, Charles, George Siemens, Alyssa Wise et Dragan Gasevic: *Handbook of learning analytics*. SOLAR, Society for Learning Analytics and Research, 2017.
- [27] Larusson, Johann Ari et Brandon White: *Learning analytics : From research to practice*. Springer, 2014.
- [28] Lee, In: *Social media analytics for enterprises : Typology, methods, and processes*. Business Horizons, 61(2) :199–210, 2018.
- [29] Lefevre, Marie, S bastien Iksal, Julien Broisin, Olivier Champalle, Val rie Fontanieu, Christine Michel et Amel Yessad: *DNE-GTnum2 Learning Analytics- Etat de l'art sur les outils et m thodes issus de la recherche fran aise*. rapport technique, Minist re de l' ducation nationale, France, 2018.
- [30] Marin, Alexandra et Barry Wellman: *Social network analysis : An introduction*. The SAGE handbook of social network analysis, 11, 2011.
- [31] Mentionlytics. <https://www.mentionlytics.com/>, consult  le 23/05/2020.
- [32] Michaelidou, Nina et Milena Micevski: *Consumers' ethical perceptions of social media analytics practices : Risks, benefits and potential outcomes*. Journal of Business Research, 104 :576–586, 2019.
- [33] Mishra, Rahul et Abha Choubey: *Comparative Analysis of Apriori Algorithm and Frequent Pattern Algorithm for Frequent Pattern Mining in Web Log Data*. (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, 3(4) :4662 – 4665, 2012.
- [34] Moe, Wendy W et David A Schweidel: *Opportunities for innovation in social media analytics*. Journal of Product Innovation Management, 34(5) :697–702, 2017.

- [35] Ouaro, Stanislas, Moussa Lo, Sadouanouan Malo, Cheikh Talibouya DIOP et Yaya TRAORE: *Discovering frequent patterns guided by an ontology*. Revue Africaine de la Recherche en Informatique et Mathématiques Appliquées, 25, 2016.
- [36] Pappas, Ilias O, Patrick Mikalef, Yogesh K Dwivedi, Letizia Jaccheri, John Krogstie et Matti Mäntymäki: *Digital Transformation for a Sustainable Society in the 21st Century*. Springer, 2020.
- [37] Park, Deukhee, Woo Gon Kim et Soojin Choi: *Application of social media analytics in tourism crisis communication*. Current Issues in Tourism, 22(15) :1810–1824, 2019.
- [38] Plaza, Beatriz: *Google Analytics for measuring website performance*. Tourism Management, 32(3) :477–481, 2011.
- [39] Prettyman, Steve: *Learn PHP 7*. Springer, 2016.
- [40] Razmerita, Liana et Armelle Brun: *Collaborative learning in heterogeneous classes*. Dans *The 3rd International Conference on Computer Supported Education*, page 189194, 2011.
- [41] Sampson, Demetrios: *Teaching and learning analytics to support teacher inquiry*. Dans *2017 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*, pages 1881–1882. IEEE, 2017.
- [42] Schumacher, Clara et Dirk Ifenthaler: *Features students really expect from learning analytics*. Computers in Human Behavior, 78 :397–407, 2018.
- [43] Siemens, George et Ryan SJ d Baker: *Learning analytics and educational data mining : towards communication and collaboration*. Dans *Proceedings of the 2nd international conference on learning analytics and knowledge*, pages 252–254, 2012.
- [44] Stieglitz, S von, L Dang-Xuan, A Bruns et C Neuberger: *Social media analytics-an interdisciplinary approach and its implications for information systems*. Business & Information Systems Engineering, 6(2) :89–96, 2014.
- [45] Teisseire, Maguelonne: *Extraction de motifs : Règles d'association et motifs séquentiels*. Cours à INRAE (institut national de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement), https://textmining.biz/Staff/Roche/ECD_M2/Slides_ECD_2011_2012/DataMiningRA_MS_WEBMining_2011.pdf, consulté le 22 juillet 2020.

- [46] Thelwall, Mike: *Social media analytics for YouTube comments : potential and limitations*. International Journal of Social Research Methodology, 21(3) :303–316, 2018.
- [47] Venant, R.: *Les learning analytics pour promouvoir l’engagement et la réflexion des apprenants en situation d’apprentissage pratique*. Thèse de doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2017.
- [48] Walia, Er Saurabh et Er Satinderjit Kaur Gill: *A framework for web based student record management system using PHP*. International Journal of Computer Science and Mobile Computing, 3(8) :24–33, 2014.
- [49] Wong, B. T. M.: *Learning analytics in higher education : an analysis of case studies*. Asian Association of Open Universities Journal, 2017.
- [50] Yi, Baolin, Yi Wang, Dujuan Zhang, Hai Liu, Jiangbo Shu, Zhaoli Zhang et Yuegong Lv: *Learning Analytics-Based Evaluation Mode for Blended Learning and Its Applications*. Dans *2017 International Symposium on Educational Technology (ISET)*, pages 147–149. IEEE, 2017.
- [51] YouScan. youscan.io, consulté le 23/05/2020.
- [52] Zammel, Ibticem Ben, Fatma Chichti et Jamel Eddine Gharbi: *Comment favoriser le transfert d’apprentissage dans l’organisation par le biais de l’utilisation du e-learning? Réflexion à partir du contexte tunisien*. @ GRH, (3) :81–101, 2016.