

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



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Electronique et des Télécommunications
Laboratoire de domiciliation : Contrôle Avancé

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

Domaine : Sciences et Technologie, Filière : Electronique
Spécialité : Contrôle Avancé

Présentée par

Mentouri Zoheir

Intitulée

**Détection et Identification des défauts de surface des produits plats
dans les processus de laminage par vision artificielle
et algorithmes intelligents**

Soutenue le : 16 Décembre 2018

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom	Grade		
Mr Babouri Abdesselam	Professeur	Université 8 Mai 1945, Guelma	Président
Mr Moussaoui Abdelkrim	Professeur	Université 8 Mai 1945, Guelma	Rapporteur
Mr Boudjehem Djalil	Professeur	Université 8 Mai 1945, Guelma	Co-rapporteur
Mr Draï Redouane	Dir. Recherche	C.R.T.I Chéraga, ALger	Examineur
Mr Boudjehem Badreddine	M.C. - A	Université 8 Mai 1945, Guelma	Examineur

Année Universitaire : 2018-2019

Dédicaces

Je dédie ce travail à ma famille

Et à mes amis...

Remerciements

Avant tout, mes remerciements vont à l'université 8 Mai 1945 - Guelma et tout son encadrement pédagogique et administratif pour les efforts déployés dans la formation de façon générale et où, dans le cadre de cette formation doctorale, j'ai trouvé facilité, moyens et soutien. Je souhaite à ce pôle de la connaissance et du savoir tout le succès et davantage de rayonnement scientifique au niveau national et international.

Mes vifs remerciements vont à mon Directeur de thèse, Monsieur A. Moussaoui, Professeur à l'université 8 Mai 1945 Guelma, pour tout l'intérêt accordée à cette thèse, pour sa disponibilité, son suivi et toutes ses orientations pour mener à bien les travaux de recherche et d'expérimentation. Je tiens à remercier également Monsieur D. Boudjehem, Professeur à l'université 8 Mai 1945 Guelma et Directeur du LABORatoire de Contrôle AVancé, pour m'avoir intégré dans cette entité et avoir accepté de co-encadrer la présente thèse.

Mes remerciements vont également à Monsieur A. Babouri, Professeur à l'Université 8 mai 1945 Guelma, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider ce jury. Je remercie également Docteur R. Draï, Directeur de Recherche au Centre de Recherche en Technologies Industrielles à Chéraga-Alger, ainsi que Docteur B. Boudjehem, Maître de Conférence à l'université 8 Mai 1945 Guelma, de m'avoir fait l'honneur de bien vouloir examiner mes travaux et prendre part au jury de cette thèse.

Durant l'accomplissement de mes travaux, Monsieur H. Doghmane, Maitre assistant à l'université 8 Mai 1945 Guelma, qui avec une grande générosité, a répondu, à chaque fois, à mes sollicitations et à mes questions ; Monsieur H. Bourouba, Maître de conférence à l'université 8 Mai 1945 Guelma, qui a précédemment dirigé mes travaux de Master, a continué à m'éclairer de ses conseils et Monsieur A. Lecheheb, chef de service du contrôle qualité à PPL, AL Solb, qui avec un grand professionnalisme, m'a apporté d'importants éclaircissements lors de nos fructueuses discussions. J'adresse à ces Messieurs ma grande reconnaissance.

Je ne peux omettre de remercier Docteur M. Zergoug, Directeur de Recherche au Centre de Recherche en Technologies Industrielles à Chéraga. Mon collègue et frère, qui n'a pas ménagé d'efforts pour me pousser tout en m'aidant à effectuer cette formation.

Je remercie également Docteur S. Zoghbi, chercheur permanent au Centre de recherche CREAD et Secrétaire Général du syndicat national des chercheurs permanents, pour sa précieuse aide et son soutien aux chercheurs permanents.

Ma reconnaissance et respect vont à l'égard du Professeur M. Yahi, Directeur Général du Centre de Recherche en Technologies Industrielles à Chéraga. Son soutien, facilitation et aide ont été pour moi des facteurs d'encouragement déterminants.

Enfin, J'adresse mes remerciements à mes collègues de l'unité de recherche Urasm et le CRTI, ainsi que les thésards du LABCAV de l'université 8 Mai 1945 Guelma, leur souhaitant tout le succès.

Résumé

DETECTION ET IDENTIFICATION DES DEFAUTS DE SURFACE DES PRODUITS PLATS DANS LES PROCESSUS DE LAMINAGE PAR VISION ARTIFICIELLE ET ALGORITHMES INTELLIGENTS

Résumé:

Dans les procédés de fabrication de produits en acier une grande importance est allouée à l'état de surface et les possibilités de son inspection, production en cours. Le simple contrôle visuel est incapable de suivre le produit qui est, généralement, en mouvement, et même avec une vitesse réduite du process, l'inspection de la surface ne peut être réalisée qu'à titre d'échantillonnage, qui reste non exhaustif.

L'inspection en fin de process, quant à elle, ne pourrait être la solution idéale, du fait qu'elle ne permettra que de retracer l'historique du process, et renseigner sur ses tendances. Par conséquent, les défauts du produit final, qui ne sont pas détectés et corrigés, conduisent au déclassement des produits et induisent des coûts supplémentaires.

Le travail proposé, porte sur le développement d'application de détection et de classification automatique des défauts de surface des produits plats laminés à chaud. Ces défauts (pailles, griffes, criques, calamine, porosité, etc.) sont multiples et d'apparence complexe. Ainsi, notre contribution consiste à proposer de nouvelles approches, basées sur des descripteurs d'images, utilisés à ce jour dans quelques applications de biométrie, les appliquer à une base de données de référence pour valider les algorithmes développés, et améliorer les résultats de classification, déjà publiés par d'autres études. En outre nous élaborons une nouvelle base de données, composée d'images de défauts de bandes d'acier laminées à chaud sur une ligne de production locale, et nous démontrons l'efficacité des approches proposées par leur application sur cette nouvelle base de défauts. Nous contribuons ainsi à fournir un outil performant qui peut être utilisé en ligne pour le contrôle de la qualité des produits, et même servir dans la maintenance et l'optimisation de la conduite du process.

Mots-Clés : Contrôle qualité, Vision, Mesure, Défaut de surface; Traitement d'image, Méthodes statistiques, Classification, Temps réel.

DETECTION AND IDENTIFICATION OF FLAT PRODUCT SURFACE DEFECTS USING ARTIFICIAL VISION AND INTELLIGENT ALGORITHMS

Abstract:

In the manufacturing of iron products, the surface quality and the possibilities of its inspection, during the production, are of a great importance. The simple visual control is unable to monitor the product surface, which is generally in a moving state. Even if the process speed is low, the inspection, at the ending stage, is far from being the ideal solution, since it just could provide the process history or give an idea about the process trends. Then, the defects, of the final products, that are not, early, detected and corrected, lead to the product downgrading and cause needless additional expenses.

The present work deals with the development of an application for the automatic detection and classification of the surface defects of hot rolled flat products. These defect (Shell, scratch, crazing, scale, pore, etc.) are numerous, and of a complex appearance. Thus, our contribution consists in proposing new approaches, which are based on image descriptors, used to date in some biometric applications, applying them to a benchmark database to validate the developed algorithms, and improving the results, published in previous works. Further, we develop a new dataset that includes surface defect images of hot rolled strips, from a local production line, and we show how efficient are the proposed approaches. We contribute, so, in providing an effective tool, which may be used for the on line product quality control, and even in maintenance and process optimization.

Key-words: Quality control, Vision, Measurement, Surface defects, Image processing, Statistical techniques, Classification, Real time

ملخص:

تكتسي جودة سطح المنتج في صناعة الحديد و الصلب و إمكانية مراقبته أثناء عملية الإنتاج أهمية قسوة. في الواقع لا يمكن للتقييم البصري البسيط مراقبة المنتج خاصة و هو في حالة تنقل ولو كان ذلك بسرعة بطيئة؛ في حين يعد فحص المنتج بعد إنهاء تصنيعه، وسيلة لمعرفة النوعية أو التزويد بمعلومات عن عملية التصنيع لا غير . و لكن وجود عيوب في المنتج كالتشوهات السطحية و إكتشافها في وقت متأخر، أي في المنتج النهائي دون تصحيحها مبكراً، يؤدي إلى التقليل من جودته و قيمته و إلى نفقات إضافية يكون المصنع في غنى عنها.

يعالج العمل في إطار هذه الرسالة، تطوير تطبيقات للكشف و التصنيف الأوتوماتيكي للعيوب التي قد تحدث في منتجات الصلب المسطحة، و هي ألواح أو شرائط مدرفلة على الساخن. و من المعلوم أن هذه التشوهات السطحية (شضايا غير معدنية، قشرة، ثقب، مسام، خدش، تشقق، أكاسيد الحديد، ... ، إلخ) متعددة وتبدو معقدة.

و في هذا الإطار، تتمثل مساهمتنا في إقتراح طرق جديدة تستند على وسائل وصف للصورة، لم تستعمل إلى حد الساعة إلا في بعض التطبيقات للقياسات الحيوية (الببومترية) ، تطبيقها على قاعدة بيانات مرجعية للتحقق من مدى صحة الخوارزميات المطورة و الموظفة و كذا التأكد من فعالية النهج المطبق وأيضا تحسين نتائج التصنيف المحصل عليها في دراسات سابقة، تخص العيوب السطحية لشرائط الصلب.

وبالإضافة إلى ذلك، يتم في هذا العمل تطوير قاعدة بيانات جديدة، تظم صور لشرائط الصلب المصنعة محليا ، ذات تشوهات سطحية عديدة، وذلك لتطبيق النهج المقترح عليها و إضهار مدى نجاعته؛ والغاية من هذا هي توفير إمكانية المساهمة في تطوير أداة لمراقبة الجودة و كذا صيانة معدات التصنيع.

الكلمات الرئيسية

مراقبة الجودة، إحصاء حاسوبي، قياس، تشوهات/عيوب سطحية، معالجة الصورة، تقنيات إحصائية، تصنيف، الوقت الحقيقي

Table des Matières

Dédicaces	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Table des Matières	v
Liste des tableaux	x
Liste des figures	xi
Introduction Générale	14
Chapitre 1 Laminage des produits plats en acier et Challenge de la qualité	18
1.1 Introduction	18
1.2 Procédés de laminage	19
1.2.1 L'acier : Matière première des laminoirs.....	19
1.2.2 Le Laminage	20
1.2.2.1 Laminage à chaud.....	22
1.2.2.2 Les Etapes du laminage à chaud.....	23
1.2.2.3 Laminage à froid.....	24
1.2.2.4 Les Etapes du laminage à froid	25
1.2.3 Production des laminoirs	26
1.3 Problématique de la qualité des produits laminés	28
1.3.1 Objectifs qualité.....	28
1.3.2 Les Défauts de fabrication	29
1.3.2.1 Les défauts en coulée continue.....	29
1.3.2.2 Les défauts en laminage à chaud.....	30
1.3.3 Origines des défauts de surface des produits plats	33

1.4	Conclusion	36
Chapitre 2	Vision artificielle pour l'inspection automatique des surfaces	38
	des produits	
2.1	Introduction	38
2.2	Système de vision pour l'inspection	39
2.2.1	Description et objectifs	39
2.2.2	Caractéristiques et conditions de travail	41
2.2.2.1	Environnement	41
2.2.2.2	Nature des produits objets d'inspection	42
2.2.2.3	Eclairage	43
2.2.2.4	Caméra et capteurs optiques	45
2.2.2.5	Vitesse	48
2.2.3	Processus d'inspection par vision	48
2.3	Synthèse des méthodes de traitement et d'analyse des images pour l'inspection	50
2.3.1	Prétraitement :	51
2.3.2	Approches appliquées en détection des défauts	52
2.3.2.1	Méthodes statistiques et de filtrage dans le domaine spatial	53
2.3.2.1.1	Changement de l'espace de représentation	53
2.3.2.1.2	Propriétés d'histogramme et seuillage	54
2.3.2.1.3	Filtrage dans le domaine spatial	55
2.3.2.1.4	Traitements morphologiques	56
2.3.2.1.5	Transformations par les Motifs Binaires « LBP »	58
2.3.2.2	Méthodes spectrales et d'analyse dans le domaine fréquentiel	59
2.3.2.2.1	Transformée de Fourier	59

2.3.2.2.2 Les Ondelettes	60
2.3.2.2.3 Filtrage de Gabor	61
2.3.2.2.4 Méthodes basées sur les modèles	63
2.3.3 Approches appliquées en classification des défauts	64
2.3.3.1 Réseaux de neurones	64
2.3.3.2 Machines à vecteurs de support (SVM)	65
2.3.3.3 K plus proches voisins K-PPV	67
2.3.3.4 Cartes auto-organisatrices « SOM »	68
2.4 Conclusion	69
Chapitre 3 Techniques d'extraction des caractéristiques des défauts et	70
classification	
3.1 Introduction	70
3.2 Techniques d'extraction des caractéristiques	71
3.2.1 Analyse en composante principale : ACP.....	71
3.2.1.1 Objectifs de la méthode	71
3.2.1.2 Principe de la transformation.....	71
3.2.1.3 Algorithme de représentation des images par l'ACP	72
3.2.1.4 Projection dans le nouvel espace.....	74
3.2.1.5 Réduction du nombre de vecteurs propres	74
3.2.2 Filtres de Gabor	75
3.2.2.1 Enoncé du principe	75
3.2.2.2 Formulation mathématique.....	76
3.2.2.3 Application à l'extraction des caractéristiques d'images	76
3.2.2.4 Exemples en images de l'impact du filtrage.....	78

3.3	Techniques de classification.....	79
3.3.1	Machines à vecteurs de support « SVM »	79
3.3.1.1	Principe.....	79
3.3.1.2	Positionnement des données.....	80
3.3.1.3	Séparation linéaire	81
3.3.1.4	Données non séparables	82
3.3.2	Méthode des K Plus Proches Voisins (Kppv).....	84
3.3.2.1	Principe.....	84
3.3.2.2	Propriétés	85
3.3.2.3	Notion de distance	85
3.3.2.4	Choix du nombre k des proches voisins.....	86
3.3.2.5	Algorithme.....	88
3.4	Conclusion	88
Chapitre 4	Etude expérimentale et comparative.....	90
4.1	Introduction	90
4.2	Approches globales dans la classification des défauts des produits plats en acier...91	
4.2.1	Analyse discriminante linéaire.....	91
4.2.1.1	Principe.....	91
4.2.1.2	Procédure de l'Analyse discriminante linéaire « LDA ».....	92
4.2.2	Extraction des caractéristiques des défauts.....	93
4.2.3	Résultats et analyse.....	96
4.3	Approche basée sur les caractéristiques statistiques binarisées « BSIF ».....	98
4.3.1	Aperçu sur la méthode de détermination des filtres	98
4.3.2	Description de l'extraction des caractéristiques par filtres prédéfinis.....	100

4.3.3	Méthodologie d'application de l'approche proposée.....	101
4.3.4	Application.....	102
4.3.4.1	Description de la base de données.....	102
4.3.4.2	Réduction des données et calcul des similarités.....	104
4.3.5	Résultats obtenus	105
4.3.6	Analyse des résultats.....	106
4.4	Approche multi-résolution pour la classification des défauts	109
4.4.1	Principe	109
4.4.2	Description de l'approche.....	110
4.4.2.1	Procédure générale de détermination des descripteurs et de classification..	111
4.4.2.2	Evaluation des filtres	112
4.4.3	Discussions des résultats.....	114
4.4.4	Considérations temps réel.....	117
4.5	Application des approches proposées à une nouvelle base de données	119
4.5.1	Nouvelle Base d'images de défauts et augmentation des données.....	119
4.5.2	Analyse des résultats.....	122
4.6	Conclusion	124
	Conclusion Générale	126
	Liste des publications	129
	Références Bibliographiques	130
	Annexe A Nomenclature des défauts de surface en laminage de l'acier.....	141

Liste des tableaux

2.1	Aperçu sur les caractéristiques des cameras et capteurs optiques CCD et CMOS.....	46
3.1	Représentation d'images objets du filtrage de Gabor.....	78
4.1	Taux d'identification des défauts de surface (Base de données Urasm-CRTI).....	96
4.2	Taux d'identification des défauts de surface (Base de données "NEU").....	106
4.3	Matrice de confusion relative à la classification par BSIF_LDA_KNN..... (Base de données NEU)	108
4.4	Comparaison des niveaux de classification des défauts de la base de données NEU.....	109
4.5	Taux d'identification avec différentes combinaisons de filtres..... (Base de données NEU)	115
4.6	Comparaison des niveaux d'identification des défauts par différentes méthodes..... (Base de données NEU)	115
4.7	Matrice de confusion relative à la classification des défauts par MRBSIF_LDA_KNN..... (Base de données NEU)	117
4.8	Temps d'exécution des tâches de reconnaissance des défauts par approche MRBSIF... (Base données NEU)	118
4.9	Comparaison des niveaux d'identification des défauts par différentes méthodes..... (Base de données Locale)	122
4.10	Matrice de confusion de la classification des défauts par approches : MRBSIF_..... LDA_KNN et BSIF_LDA_KNN (Base de données locale).	123

Liste des figures

1.1	Schéma simplifié du Processus sidérurgique. Filière fonte.....	20
1.2	Transformation mécanique en laminage.....	21
1.3	Installation de Laminage à chaud (800-1200°C).....	23
1.4	Processus de laminage à chaud.....	24
1.5	Disposition des cages en laminage à froid.....	25
1.6	Processus de laminage à froid.....	26
1.7	Exemples de produits obtenus par laminage.....	27
1.8	Transformation de la structure métallurgique au cours du laminage à chaud	31
1.9	Exemples de défauts de planéité de produits plats.....	32
1.10	Exemples de défauts de demi-produits.....	33
1.11	Exemples de fissures sur produits plats.....	33
1.12	Exemples de défauts générés par l'interaction des cylindres de travail avec la bande, en cours de laminage	34
1.13	Exemples de persistance de la calamine sur bande après laminage.....	35
1.14	Exemples de griffes sur bande et autres endommagements mécaniques.....	36
2.1	Schéma simplifié d'un système de vision	41
2.2	Illustration d'une sortie cage d'un procédé de fabrication à chaud des bandes d'acier...	42
2.3	Schéma de principe de la visualisation de toute la largeur des deux faces par..... caméras haute résolution en laminage de produits plats	43
2.4	Configurations couramment utilisées pour l'éclairage en système..... de vision industrielle	45
2.5	Caméras d'inspection : différentes conceptions et technologies.....	47
3.1	Interprétation graphique de l'ACP	71

3.2	Projection Orthogonale des individus selon les nouvelles variables.....	72
3.3	Représentation unidimensionnelle de la fonction de Gabor.....	75
3.4	Choix de séparateur de données.....	80
3.5	Représentation d'un hyperplan à marge maximale.....	81
3.6	Exemple de données non séparables linéairement.....	82
3.7	Représentation de la transformation de l'espace des données d'entrée vers le nouvel..... espace à séparation linéaire des données	83
3.8	Exemple de voisinage d'un échantillon à classer.....	84
3.9	Répartition des données pour la validation avec « K-Fold cross validation ».....	87
3.10	Exemple de sélection de K optimal sur la base de la validation croisée.....	87
4.1	Directions de projections avec (a) :PCA, et (b) :LDA de meilleure..... séparation des classes	92
4.2	Diagramme de présentation du concept LDA basée sur PCA dans la réduction..... de l'espace des données	95
4.3	Images de défauts de surface de la base de données expérimentale Urasm-CRTI.....	95
4.4	Représentation de l'évolution du taux moyen de classification des défauts en..... fonction de la taille de la partition d'apprentissage (Base de données Urasm-CRTI)	97
4.5	Set de filtres prédéfinis, de taille 7x7 (nombre=12).....	100
4.6	Diagramme de codage par BSIF de pixel central d'un patch d'image	100
4.7	Schéma de l'application d'identification des défauts des bandes d'acier par..... l'approche basée sur BSIF	101
4.8	Images de défauts transformées selon la procédure BSIF.....	102
4.9	Echantillons d'images de défauts de surface de la base de données "NEU"	103
4.10	Schéma simplifié des étapes de la réduction des données par LDAPCA.....	104
4.11	Taux d'identification avec différentes sélections de filtres, appliqués à..... la Base de défauts NEU	105
4.12	Représentation de l'évolution du taux moyen de classification des défauts en.....	108

	fonction de la taille de la partition d'apprentissage (App. BSIF, Base de données NEU)	
4.13	Schéma général de l'approche multi-résolution (MRBSIF).....	112
4.14	Evaluation individuelle de tous les filtres prédéfinis, appliqués à,..... la base de données NEU	113
4.15	Représentation de l'évolution du taux moyen de classification des défauts en fonction de la taille de la partition d'apprentissage (App. MRBSIF, Base de données NEU)	116
4.16	Matrice de représentation des vecteurs de la partition de test (Base données NEU).....	118
4.17	Echantillons traités de la base de données locale	120
4.18	Création de variantes de défauts par rotation (Base de données locale).....	120
4.19	Images des six types de défauts de surface de la base de données locale.....	121

Introduction Générale

L'évolution des civilisations et des techniques est étroitement liée à l'utilisation de matériaux tels que le Fer et l'acier. Ces derniers sont en fait à l'origine de révolutions industrielles et ont été au cœur de grandes découvertes ayant marqué le développement de l'humanité.

Aujourd'hui, la production de l'acier compte parmi les indicateurs de la richesse d'un pays. D'importantes quantités de produits à base d'acier sont produites annuellement, et il n'existe pas un domaine d'activité où cette matière n'est pas présente. L'industrie automobile, les travaux publics, la construction navale, les équipements industriels et ménagers, etc., sont autant de secteurs consommateurs de l'acier. Cet engouement pour les produits en acier a boosté le développement des techniques de fabrication des différentes nuances et la création de plus en plus d'usines sidérurgiques pour arriver à répondre aux besoins de la société [1]. Les investissements dans cette filière sont tellement importants qu'ils sont toujours accompagnés de politique rigoureuse de rentabilité tout en répondant aux besoins en matière de quantité et de qualité. Cette dernière est très vite devenue une nécessité étant donné les importantes implications pouvant résulter des non-conformités des produits par rapport aux exigences des clients et utilisateurs. Les répercussions, dans les cas de mauvaise qualité, induiraient des coûts supplémentaires et des pertes considérables.

Parmi les produits fabriqués, beaucoup subissent, habituellement, un contrôle qualité au niveau des laboratoires, mais de plus en plus de produits ont tendance à être contrôlés au cours de leur production afin de corriger et optimiser, en temps opportun, la conduite du processus d'une part, et éviter qu'un produit défectueux continue à progresser sur la ligne de production de l'autre et se retrouve rebuté en bout de chaîne. Mais en environnement industriel agressif, ces contrôles en ligne sont des tâches continues et ardues, voire dangereuses, pour être exécutées par des opérateurs dont les décisions d'arrêter une chaîne ou apprécier l'importance d'un défaut sont discutables. Ce qui justifie cette tendance à l'automatisation non seulement de la production, mais aussi des contrôles qualité des produits.

Dans le cas des produits sidérurgiques, l'assurance de la qualité passe par la maîtrise des propriétés chimiques, métallurgiques et mécaniques. Ces propriétés sont fixées au fur et à mesure que le produit progresse dans la chaîne de production, et leur maîtrise signifie la

détection et l'identification de toute anomalie, dès son apparition, pour décider des actions correctives à apporter. Parmi ces anomalies, les défauts apparaissant à la surface du produit semi-fini ou fini, lors des processus de laminage et particulièrement les défauts de surface des produits plats, laminés à chaud qui font l'objet du présent thème. Ces défauts peuvent impacter de manière conséquente la qualité du produit et être à l'origine de son déclassement à ce niveau du process ou évoluer durant les opérations suivantes, et davantage, affecter le produit final pour être rebuter [13].

Ainsi, des systèmes de vision sont utilisés pour le contrôle systématique de l'état de la surface des produits issus du laminage. Selon la complexité de l'application et ses exigences, ces systèmes peuvent déployer une ou plusieurs caméras pour la collecte des images du produit, et avec les avancées enregistrées dans les systèmes d'éclairage, des capteurs optiques et des caméras de manière générale, l'acquisition des images du produit s'en voit facilitée. Ces équipements sont de plus en plus robustes vis-à-vis du bruit qui représente une réelle contrainte en milieu industriel, et peuvent même dans des applications avancées, être dotées d'un minimum de soft embarqué pour la réalisation des premiers traitements des images acquises. La partie « intelligente » du système de vision, concerne les algorithmes de traitement et d'analyse des images qui doivent permettre la détection et la classification des données, tenant compte des impératifs de l'application en matière de précision, d'efficacité et de rapidité, notamment pour des applications en temps réel [24, 38].

La remarque qui s'impose concerne la multiplication des méthodes développées, qu'elles soient dans la définition de nouveaux descripteurs plus discriminants des images à défauts ou dans la recherche d'approches plus performantes en classification. Ce fait démontre l'inexistence de méthodes ou de combinaison de méthodes standard pouvant prendre en charge la détection et la classification des défauts quel que soient leur type, taille, orientation, localisation dans l'image et leur origine. Les travaux publiés démontrent que pour chaque application, certaines techniques se sont avérées plus appropriées que d'autres. D'où, l'attrait de ce domaine de recherche pour les scientifiques et développeurs qui continuent à y manifester de l'intérêt pour présenter des approches de plus en plus innovantes [58].

Par ailleurs, une problématique, dans les travaux entrepris et touchant à ce domaine, est à mentionner. D'un côté les techniques de détection et de classification appliquées ne sont généralement pas suffisamment documentées et présentent peu de détails, et de l'autre, les

bases de données ayant servi dans les applications sont difficiles d'accès, voire inaccessibles, notamment lorsqu'il s'agit de la propriété intellectuelle concernant des travaux réalisés dans le cadre de projets à caractère commercial.

Ainsi, les études menées dans le domaine de la détection et classification des défauts de surface rapportent généralement des résultats satisfaisants jusqu'à une certaine limite. Dans la plupart des cas, les processus ciblés et les exigences des applications dictent le compromis à rechercher entre performances, complexité algorithmique, types et nombre de défauts à étudier.

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse touchent au système de vision dans sa partie traitement et analyse des images pour l'identification des défauts de surface des produits plats en acier, laminés à chaud.

Ces travaux sont entamés par l'introduction des défis de la qualité dans le domaine de la fabrication des produits laminés en acier ainsi que la présentation de la chaîne de fabrication pour comprendre les processus déroulés et situer au mieux le problème d'apparition des défauts de surface des produits en cours de laminage : prendre connaissance de leur types, aspect et origines.

Dans le deuxième chapitre, l'attention a été focalisée sur les systèmes de vision en tant que solution largement adoptée pour l'inspection des surfaces des produits, ainsi que les avancées réalisées dans le volet des équipements qui présentent l'un des facteurs de réussite des applications de vision. Les méthodes de détection et de classification ont, quant à elles, fait l'objet d'une synthèse en deuxième partie de ce même chapitre.

Les objectifs, principes et fondements mathématiques de quelques méthodes des plus utilisées dans le domaine de la détection des défauts et de leur classification sont énoncés en troisième chapitre afin d'en saisir le fonctionnement et autres éventuels paramétrages.

Quant au quatrième chapitre, il concerne l'application de méthodes et la proposition d'approches. Il présente ainsi notre contribution qui se résume dans les points suivants :

- L'évaluation d'une approche basée sur des méthodes qualifiées de globales, pour l'extraction des caractéristiques des images de défauts et sa comparaison avec d'autres approches;

- La proposition d'une nouvelle approche basée sur des filtres prédéfinis, jusque là employés dans quelques applications biométriques, pour améliorer les résultats rapportés dans la littérature et qui concernent la classification des défauts de surface des produits plats, laminés à chaud;

- La proposition d'une deuxième approche multi-résolution représentant une extension de l'approche précédente pour, davantage, améliorer les niveaux d'identification des défauts ;

- L'élaboration d'une base de données, composée d'images de défauts de produits plats en acier ; laminés à chaud et collectées d'une ligne de production locale. Les deux approches proposées sont appliquées à cette nouvelle base de données pour leur évaluation.

Enfin, dans la conclusion générale du présent manuscrit, nous rappelons la problématique posée et la solution largement adoptée pour la résoudre. Nous récapitulons également nos contributions et proposons des perspectives sur la base des travaux effectués.

Chapitre 1

Laminage des produits plats en acier et Challenge de la qualité

1.1 Introduction

Le fer est un élément très répandue dans la nature. Il se présente sous forme de minerai où il est combiné à d'autres composés tels que les différents oxydes, et depuis sa découverte, l'être humain a appris à le préparer et le traiter de façon à pouvoir le faire fondre pour obtenir de l'acier en vue d'une multitude d'usages. Ce dernier est, par conséquent, l'alliage métallique composé majoritairement de fer, à hauteur de 98%, de carbone et de petites quantités d'autres éléments. Avec une demande en constante croissance malgré les progrès réalisés dans des matériaux alternatifs, et les bouleversements majeurs en matière de consommation qu'a connu le paysage mondiale, l'acier sous ses différentes formes reste le métal le plus utilisé et représente 95% des métaux mondialement produits. L'engouement pour ce matériaux est du à certaines de ses caractéristiques telles que :

- Le coût relativement faible comparé à d'autres matériaux ;
- La facilité de sa mise en forme par pliage, emboutissage, etc. ;
- Les propriétés de dureté et de résistance ;
- La facilité de son assemblage par sertissage, soudage, etc. ;
- La possibilité de son recyclage.

En fonction des ses caractéristiques chimiques déterminant son emploi, l'acier peut être de :

- L'acier au carbone : pour l'industrie automobile, biens de consommation, matériaux de construction et autres applications industrielles ;
- L'acier inoxydable : plus complexe à produire et plus coûteux, il comprend du chrome et du nickel et est destiné à des domaines d'utilisation spécifiques tels que la médecine, les pièces technologiques, etc. ;

- L'acier spécial ou allié : Produits particuliers, répondant à une chimie spécifique et réservés à diverses applications spécialisées.

Qu'il soit obtenu selon la filière fonte qui est produite dans un haut fourneau à partir du minerai de fer et du coke puis affinée, ou bien selon la filière électrique qui recycle de la ferraille dans des fours à arc électrique, l'élaboration de l'acier par la transformation de ces matières premières demeure un processus complexe nécessitant de lourds investissements et des exigences qualité de plus en plus sévères. Quelque soit la nuance de l'acier produit, ce dernier sort des aciéries sous forme de billettes et blooms à transformer en produits longs, ou de brames destinées pour la fabrication des produits plats qui représentent 56% de l'acier mis sur le marché mondial. Cette transformation des produits de l'aciérie est assurée par les processus de laminage [1-2].

Dans ce chapitre, un aperçu est donné sur les processus de laminage de l'acier pour la fabrication du produit plat qui est destiné aux différentes industries de transformation, ainsi que la problématique de la qualité qui continue à représenter, pour les industriels, un réel challenge. Des exemples de défauts notamment ceux faisant l'objet de la présente étude sont donnés avec les facteurs potentiels qui peuvent être à leurs origines.

1.2 Procédés de laminage

1.2.1 L'acier : Matière première des laminoirs

L'affinage de la fonte est un processus qui consiste à réduire la teneur en carbone et la réduction d'impuretés. Il permet l'obtention de produits des aciéries qui, dans la chaîne de production, sont acheminés vers les laminoirs. La figure 1.1 donne un aperçu sur les grandes phases du processus sidérurgique

Coulé, en continu, à 1500°C, l'acier liquide commence à prendre forme dans une lingotière jouant le rôle d'échangeur thermique dont les parois sont refroidies à l'eau pour abaisser la température superficielle. Ce refroidissement permet la formation d'une enveloppe d'acier solidifiée, et dont la résistance est assez suffisante pour éviter au produit moulé et encore fragile de rompre à sa sortie de la lingotière. L'installation de lingotière utilisée est dédiée au type de produit à fabriquer (Billettes ou brame). Ces produits sont obtenus grâce à

un ensemble de systèmes automatisés qui assurent leur extraction de la lingotière, tels que les rouleaux motorisés, un deuxième système de refroidissement pour achever leur solidification graduelle, et l'oxycoupage qui se charge de la découpe de tronçons qui sont finalement stockés en tant que produits semi-finis. Ces brames/billettes sont ensuite transformées par les procédés de laminage, qui dans le cas des brames, produisent des bandes de tôle noires et relativement épaisses, voire moins épaisses et revêtues [3-4].

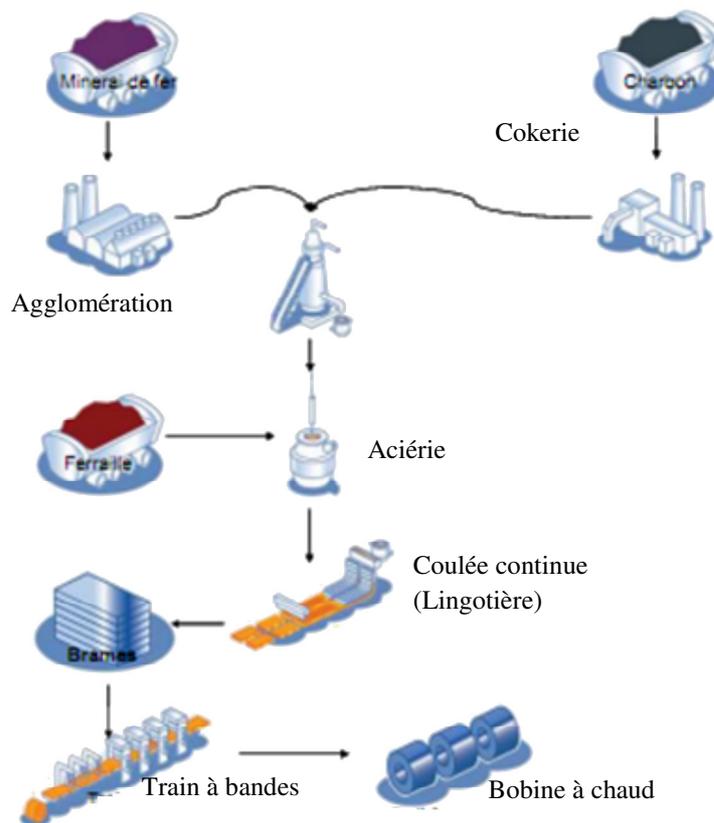


Fig. 1.1 : Schéma simplifié du Processus sidérurgique. Filière fonte

1.2.2 Le Laminage

L'objectif premier du laminage est la mise en forme du matériau par déformation plastique grâce à une compression exercée par des cylindres tournant en sens inverse tels qu'illustrés sur la Figure 1.2. La brame brute, issue l'aciérie, est un produit intermédiaire du fait que sa composition chimique est, certes, bien définie mais qu'il reste indifférencié par rapport au produit final du point de vue géométrie, structure interne et caractéristiques

mécaniques ainsi que l'état de surface. Ces propriétés lui sont conférées au fur et à mesure des traitements suivants, que sont le laminage à chaud, le laminage à froid et le parachèvement.

Ainsi, la transformation du demi-produit en produit fini est généralement réalisée selon deux processus :

- a. Le laminage à chaud ou d'ébauche « hot rolling » utilisant les produits de l'aciérie ;
- b. Le laminage à froid ou de finition « cold rolling » utilisant les produits du laminage à chaud.

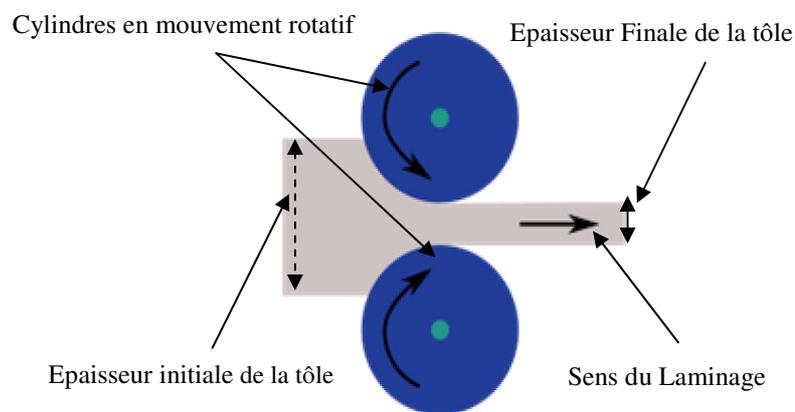


Fig. 1.2 : Transformation mécanique en laminage

Le premier étant dédié au travail des pièces de fortes dimensions. Les efforts trop déployés sont trop importants et nécessitent, par conséquent, un produit, en entrée, relativement malléable. Cet état est atteint suite à l'accroissement de sa ductilité grâce au chauffage préalable.

Du point de vue métallurgique, le laminage à chaud modifie la structure cristalline primaire du lingot, affine le grain, homogénéise la composition et améliore les caractéristiques, notamment dans le sens longitudinal, en raison de l'orientation donnée aux structures cristallines.

En général, le produit sortant du laminage à chaud est de finition standard et noir. Dans certains cas, et pour des produits tels que tôles fortes, bandes à chaud et autres produits longs, on se contente d'un laminage à chaud, puis d'opérations de finition (traitements thermiques, dressage, décapage, revêtements et usinages). Quant au passage à l'opération de laminage à froid, elle est pratiquement appliquée pour obtenir des tôles minces, c'est à dire là

où des tolérances serrées (quelques micromètres), des propriétés mécaniques élevées et un bon état de surface sont recherchés. Ces tôles peuvent aussi être destinées à différentes opérations de revêtement (galvanisation, étamage, etc.).

Ainsi la différence entre le laminage à chaud et à froid est que dans le premier cas on lamine plus épais tandis que dans le second le produit à laminier est plus mince. Cette différence induit une autre concernant les champs de températures, généralement entre 800 et 1200 °C en laminage à chaud et inférieur à 200°C en laminage à froid [5].

1.2.2.1 Laminage à chaud

Venant immédiatement après le processus de coulée continue, le laminage à chaud est une phase indispensable dans le processus sidérurgique. Il consiste en une transformation thermomécanique où sont combinés un traitement thermique qui consiste à réchauffer la brame jusqu'à la température requise pour augmenter la ductilité de l'alliage et éviter les risques de cassures, le laminage, proprement dit, qui porte sur la déformation du métal en réduisant son épaisseur puis un refroidissement jusqu'à la température ambiante [6].

Afin d'obtenir un laminé à l'épaisseur désirée, un schéma de laminage est préalablement établi pour définir le nombre de passes et le niveau de réduction d'épaisseur par passe, tout en tenant compte d'un certain nombre de paramètres électriques (couple, force, vitesse, etc.)

La mise en application de ce schéma nécessite un Laminoir (figure 1.3) ou un train de laminage et des installations auxiliaires, généralement composés de :

- Parc à demi-produits avec installation de nettoyage ;
- Four de réchauffage à plusieurs zones ;
- Une cage Quarto dégrossisseuse avec un moteur d'entraînement par cylindre de travail ;
- Un train finisseur composé de quatre à neuf cages avec un moteur d'entraînement par cage ;
- Table de refroidissement accéléré ;
- Equipement de pilotage et de contrôle ;
- Convoyeur de bobines, équipement de cerclage, pesage ;
- Equipement de cisailage et d'oxycoupage.

On distingue au niveau des cages de laminage deux types de cylindres :

- Les cylindres de travail : Dont la fonction est la réduction de l'épaisseur du métal qui s'engage par frottement entre deux ou plusieurs cylindres tournant autour de leurs axes ;
- Les cylindres de soutien : De diamètre plus important, ils servent d'appui pour éviter le cambrage des cylindres de travail. On compte sur installation un cylindre de soutien pour une paire de cylindres de travail.

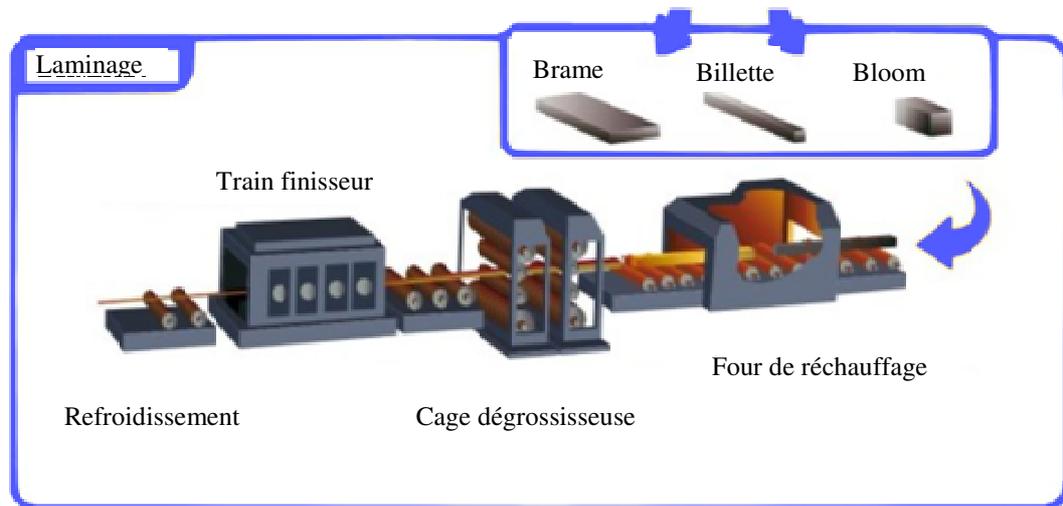


Fig. 1.3 : Installation de Laminage à chaud (800-1200°C)

1.2.2.2 Les Etapes du laminage à chaud

Le processus est exécuté selon une gamme de laminage préétablie et dont les étapes sont schématisées sur la figure 1.4.

Les brames sont tout d'abord poussées dans le four de réchauffage à une température avoisinant les 1200°C pour en faciliter l'étirement et la mise en forme.

Cette opération est suivie du nettoyage de produit, qui passe dans une "décalamineuse" où de l'eau à haute pression (240 bars) est projetée sur la surface du produit afin de le débarrasser de la calamine, crasse et autres impuretés qui risquent d'altérer son état de surface lors de la finition du laminage.

Les brames préchauffées, nettoyées et portées à environ 950°C, sont guidées vers les cages dégrossisseuses pour la diminution de l'épaisseur de 15 à 20%. Cette réduction ainsi

que l'allongement du métal sont assurées par les cylindres horizontaux tandis que le maintien de la largeur souhaitée est assuré par des galets latéraux, prévus dans l'installation.

Les brames poursuivent leur parcours vers le train finisseur. Au passage par les multiples cages du train, l'épaisseur du produit se voit graduellement réduite avec l'accroissement de sa longueur jusqu'à la dernière cage. A la sortie, la bande laminée est portée à une température de 650 à 800°C, d'environ 1,5 mm d'épaisseur et avec une longueur de 20 à 50 fois la longueur de la brame de départ.

Le produit arrive ainsi à la table de refroidissement où un arrosage à l'eau à jet laminaire va, rapidement, abaisser sa température à environ 550 à 700°C permettant son bobinage grâce à une bobineuse installée à l'extrémité de la table.

Les bobines sont alors transférées sur un convoyeur à bobines, et après cerclage et pesage, sont empilées les une sur les autres au parc à bobines pour permettre la diffusion et le refroidissement à l'air libre jusqu'à atteinte de la température ambiante.

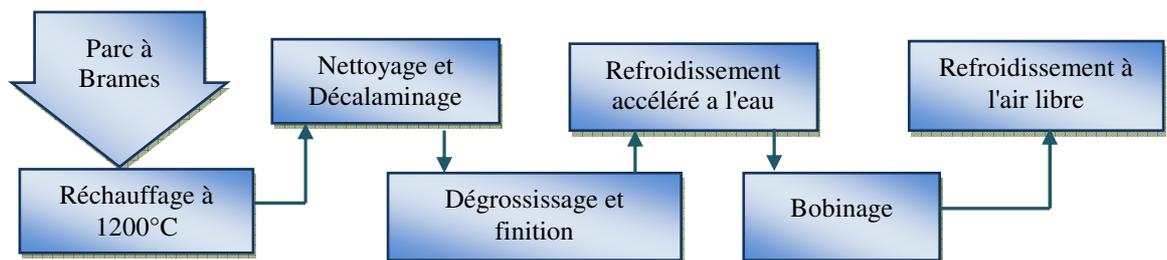


Fig. 1.4 : Processus de laminage à chaud

1.2.2.3 Laminage à froid

L'impossibilité d'obtenir les caractéristiques dimensionnelles, structurales et esthétiques par le seul laminage à chaud à cause du refroidissement rapide de la bande et l'oxydation par l'effet de la température, fait du laminage à froid un processus indispensable pour la fabrication du produit fini, avec toutes les caractéristiques recherchées. Ainsi approvisionné par les différentes nuances d'aciers sortant du procédé à chaud, le laminage à froid va permettre, avec une grande précision:

- l'atteinte des caractéristiques dimensionnelles (épaisseur finale d'utilisation, largeur, planéité et tolérances) ;

- l'obtention de l'homogénéité de la structure et la fixation des caractéristiques mécaniques (emboutissabilité, résistance, ...);
- L'atteinte de la qualité de surface requise (aptitude aux traitements de surface, brillance, rugosité).

1.2.2.4 Les Etapes du laminage à froid

Comme pour le procédé précédent, l'ébauche obtenue à chaud subit des traitements successifs avant de retrouver un produit final répondant aux exigences qualité. Le processus débute par une phase de préparation du produit qui est le décapage.

Recouvert de calamine due au traitement à chaud, le produit doit être avant tout décapé, car cette couche d'oxyde, dont la surface qui est beaucoup trop rugueuse, imposerait un coefficient de frottement important et surtout hétérogène, pouvant perturber la vitesse et la réduction d'épaisseur, et dans la pire des situations risquerait de provoquer un perçage de la bande sous l'effort appliqué par les cylindres. Cette opération de décapage mécanique et chimique est réalisée par une ligne prévue à cet effet, et qui comporte notamment un brise oxyde et des bacs d'acide.

La transformation à froid vient dans l'étape suivante, qui consiste à faire passer la bande décapée entre des cylindres de travail de grande dureté où des efforts très importants d'écrasement ainsi que la traction sont exercés. Cette dernière résulte également de la prise simultanée de la bande dans plusieurs cages à cylindres (figure 1.5), d'où le nom de l'installation de "laminoir tandem". Il est à rappeler que la flexion des cylindres de travail, sous l'effet de la pression du laminage, est limitée grâce aux cylindres d'appui qui sont de plus gros diamètres et donc plus rigides.

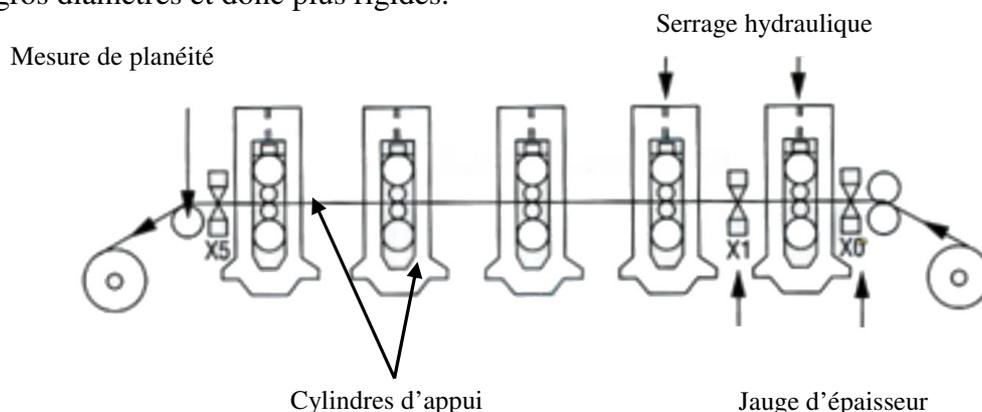


Fig. 1.5 : Disposition des cages en laminage à froid

La déformation à froid provoque un durcissement et une perte de ductilité. Ce phénomène est contrecarré par un traitement thermique qui est le recuit de recristallisation. Il permet de redonner au métal ses propriétés métallurgiques par une fixation d'une taille optimale de grain recristallisé, déterminante du niveau de la limite d'élasticité. S'en suit alors une opération de re-laminage plus doux sur cage «skin-pass», pour apporter à la bande les corrections nécessaires au niveau des caractéristiques mécaniques, état de surface et planéité avec un léger allongement et un faible taux de réduction de l'épaisseur.

Des opérations de parachèvement et d'inspection viennent clôturer le processus de laminage à froid. Il peut s'agir d'autres opérations de découpage, cintrage, grenailage, etc. Afin que le produit final puisse répondre exactement aux exigences, et, selon le besoin, d'autres traitements de revêtement peuvent être effectués sur des lignes spécialisées. Il peut s'agir de la galvanisation, de l'étamage ou de revêtements organiques tels que les vernis et les peintures. Le produit laminé à froid est d'aspect de surface lisse et possède des propriétés mécaniques et dimensionnelles supérieures à celles obtenues lors du laminage à chaud. La figure 1.6 résume les opérations effectuées en laminage à froid des bandes d'acier.

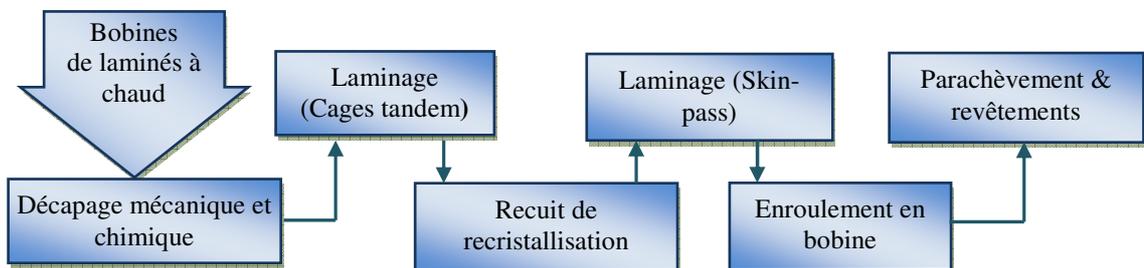


Fig. 1.6 : Processus de laminage à froid

1.2.3 Production des laminoirs

Selon le procédé de laminage appliqué et le semi-produit en entrée, on peut obtenir ce qui est communément appelé produit plat ou produit long et cela repose essentiellement sur leurs caractéristiques géométriques obtenues, comme montré sur la Figure 1.7, [4-7].

1. Les Produits Plats: l'épaisseur est petite devant la largeur, elle-même très inférieure à la longueur et on distingue :

- Plaques ou tôles fortes : Produits de grande largeur et d'épaisseur supérieure à 8-12 mm ;

- Tôles, dont l'épaisseur est comprise entre 3 et 12 mm ;
 - Tôles minces, au-dessous de 3 mm. Produits du laminage à chaud ou à froid.
2. Les produits longs: les dimensions de l'épaisseur et la largeur sont du même ordre de grandeur, en général, et sont faibles comparés à la longueur.
- Barres (Barres laminées, Barres forgées, Barres creuses) ;
 - Profilés, Profilés spéciaux, Profilés soudés, Poutrelles ;
 - Produits crénelés ou nervurés pour béton armé ;
 - Cornières, Tés, Palplanches, Tubes sans soudure, Tubes soudés, Profils creux ;
 - Matériel de voies ferrées, Fil machine.

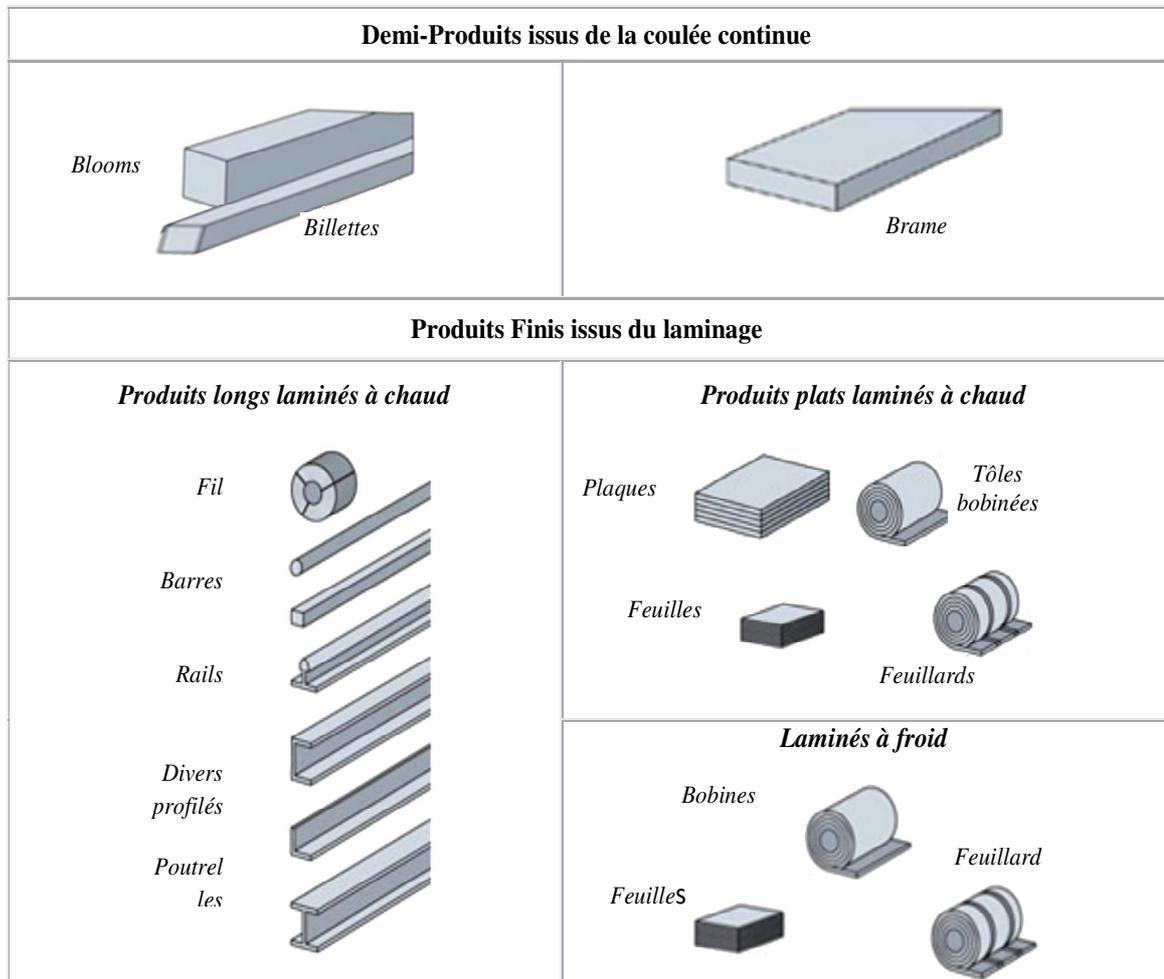


Fig. 1.7 : Exemples de produits obtenus par laminage

1.3 Problématique de la qualité des produits laminés

1.3.1 Objectifs qualité

L'usage très diversifié de l'acier dans l'industrialisation massive des produits de consommation, dans la construction, le transport et pour les engins de manutention, pour ne citer que ces domaines, conjugués aux exigences des consommateurs ont largement impulsé à la fois le développement des processus de fabrication de l'acier et l'amélioration de sa qualité en tout point de vue.

Ainsi, pour les propriétés recherchées, nous trouvons des défis lancés par cette industrie et ayant connu du succès, par rapport à :

1. La qualité géométrique (tolérances d'épaisseur, largeur, planéité à la découpe, rectangularité du profil, ...) dépendant directement des systèmes automatisés de mesures, de formage et de découpe ;

2. L'aspect de surface correspondant au soucis fonctionnel et esthétique exigés par le consommateur, et pour lesquels des objectifs sont préalablement fixés tels que le nombre (minimum) de défauts de surface permis par bobine laminée. Ces défauts doivent d'ores et déjà être évités à chaque étape de la chaîne de fabrication : coulée continue, train à chaud, à froid, recuit et revêtement ;

3. La santé interne, notamment pour les produits les plus minces destinés aux biens de consommation où un seuil des plus bas en matière d'inclusions conditionne l'acceptation du produit. L'étape critique, à ce niveau, est celle de la coulée continue de l'acier qui présente des risques de piégeage d'éventuelles impuretés dans l'acier liquide ;

4. La pureté analytique par rapport à la nuance souhaitée, qui définit les caractéristiques mécaniques de l'acier laminé.

Néanmoins, malgré les avancées technologiques enregistrées et la maîtrise des processus, les objectifs d'amélioration de la qualité et d'optimisation restent des sujets majeurs d'études et de progrès, car bon nombres de défauts demeurent inévitables bien que minimisés. Bien des produits se trouvent déclassés ou même rebutés pour des raisons de non conformité au cahier des charges et occasionnent des pertes et autres perturbations au niveau des chaînes de production.

1.3.2 Les Défauts de fabrication

Le nombre conséquent d'opérations effectués sur le produit en acier, allant de la phase de fusion jusqu'à l'obtention du produit fini en passant par la solidification, les refroidissements, les déformations, les traitements thermiques et la manutention, peuvent être à l'origine d'une multitude de défauts qui peuvent être aussi bien internes qu'externes pour les premières étapes et plutôt superficiels vers la fin du processus.

1.3.2.1 Les défauts en coulée continue

Etant donné l'état de la matière durant ce premier processus, le demi-produit est sujet à de nombreux défauts qui peuvent être internes, de surface ou de forme [8]. Ces derniers concernent fréquemment les produits longs (losangisme, convexité, concavité, ovalisation, vrillage, ...), tandis que les brames peuvent, à moindre fréquence, connaître des défauts de forme tels que le gonflement, déformant la croûte solide sous la pression ferrostatique et dont l'origine peut être des problèmes de refroidissement ou de défaillance du système de support de la brame.

a. Défauts internes

a.1. Soufflures : Poches de forme allongée se formant à proximité du bord et lui sont perpendiculaires. Elles résultent du dégagement gazeux lors de la solidification. Le défaut s'apparente aux piqûres (de surface), mais avec des cavités plus profondes ;

a.2. Inclusions : Lignes d'impuretés discontinues dans l'acier liquide, d'origines diverses (désoxydation, réfractaires, poudre de couverture) ;

a.3. Criques : Sont des défauts provoquées par des contraintes importantes d'origines mécanique ou thermique. Ils peuvent être de types différents tels que des marques d'oscillation débutant le plus près de la surface, ou des fissures assez importantes plus éloignées de la surface et sans orientation fixe, ou encore des déchirures radiales au milieu de l'épaisseur du produit.

a.4. Porosités axiales : Ce défaut peut apparaître avec le refroidissement et la solidification du produit. Il est constaté au niveau de la dernière région solidifiée (plan axial de la brame), et dépend grandement des conditions de température et de vitesse de la coulée. Ce type de porosité est appelé à disparaître lors du laminage.

b. Défauts de surface

b.1. Dépression et criques longitudinales : Généralement en forme de sillon longitudinal, ces défauts sont d'origines multiples telles que le système de coulée (lingotière), l'hétérogénéité de la résistance de la croûte solidifiée ou la défaillance du système de support ou encore un désalignement de la machine ;

b.2. Criques transversales et en étoiles : marquant toute la largeur de la brame, l'origine de ces criques dépend étroitement des paramètres du process (changement brutal de la vitesse, non uniformité du système de refroidissement, qualité de la lingotière, etc.) ;

b.3. Incrustations : Concernent toutes les particules provenant de l'interaction du métal relativement froid avec le système de coulée continue (réfractaires de coulée, poudre de couverture, produits de désoxydation) ;

b.4. Repliures : Sont le dédoublement de la matière après son étalement et sa solidification suite à une percée colmatée en lingotière, et dont les causes seraient la présence d'incrustations ou un réglage non optimal de la température ou encore une mauvaise lubrification.

Compte tenu de son utilisation ultérieure, le demi-produit doit avant le laminage posséder certaines caractéristiques telles que la nuance homogène du matériau avec un état métallurgique précis et une macro-géométrie bien définie ainsi que le minimum possible de défauts. Cependant, à la lumière de ce qui est exposé ci-dessus, la coulée continue est considérée, dans le processus sidérurgique, comme étant la première opération génératrice de nombreux défauts, qui inévitablement auront des répercussions sur le processus de laminage.

1.3.2.2 Les défauts en laminage à chaud

L'opération de laminage qui succède à la coulée continue est dédiée à la transformation de produit de forte section. Avec une importante puissance de déformation mise en œuvre, ce processus consiste en un écrasement et étirement du métal après son ramollissement par chauffage pour lui conférer de manière contrôlée et reproductible les nouvelles propriétés géométriques, mécaniques et de surface. En pratique, l'exécution de cette opération va introduire, à la fois, des facteurs d'élimination des défauts de coulée et des facteurs de leur aggravation ou de création de nouveaux défauts [9]. En d'autres termes, toute discontinuité ou marque, qui se trouve dans le matériau passant plusieurs fois à travers les

cylindres, si elle ne disparaît pas, se voit allongée dans le sens du laminage. Ainsi, trois types de défauts peuvent être constatés :

a. Défauts microstructuraux ou métallurgiques :

Peu de défauts de cette catégorie seraient propres au laminage. Des fissures peuvent être occasionnées lorsque les températures sont mal maîtrisées ou les contraintes de déformation atteignent des limites critiques. Mais, souvent, ces fissures sont héritées de la qualité de la structure en amont au même titre que les défauts de tailles des grains qui seraient inappropriées ou hétérogènes, des précipités, des inclusions non métalliques ou des discontinuités (porosités, criques) qui sont très fréquents et sont très dépendant de la nuance en cours de laminage. La figure 1.8 illustre l'essentiel des transformations que subit la structure du matériau.

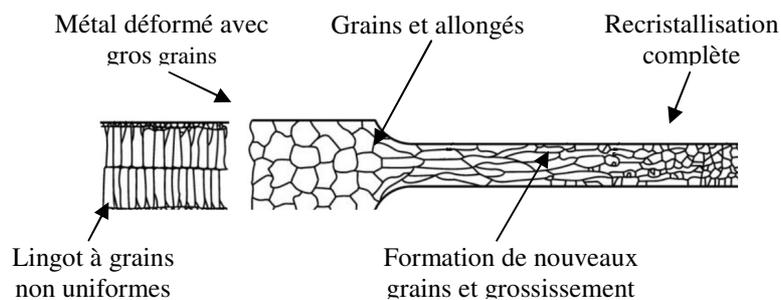


Fig. 1.8 : Transformation de la structure métallurgique au cours du laminage à chaud

b. Défauts géométriques :

En principe l'amincissement du métal est entièrement compensé par son allongement. Le phénomène d'écoulement du métal, qui n'est jamais parfaitement homogène (l'écoulement de la matière se fait plus dans les parties les plus chaudes de la pièce), peut occasionner un élargissement de la bande, et les rives et extrémités de la bande s'en trouvent déformées (figure 1.9). D'un autre côté les efforts exercés, pour réduire l'épaisseur, sont amenés à provoquer des effets élastiques sur les outils de laminage affectant ainsi le profil en provoquant une variation de l'épaisseur dans le sens de la largeur ou une mauvaise planéité des bandes. Ces efforts et donc leur impact sont d'autant plus importants que l'est le niveau souhaité de réduction de l'épaisseur. Ce phénomène est moins contraignant en laminage à froid, où les passes de laminage sont plus faibles.

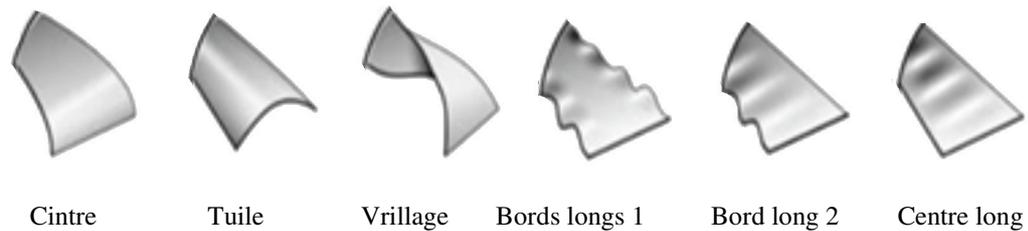


Fig. 1.9 : Exemples de défauts de planéité de produits plats

c. Défauts de surface

Au cours du processus de laminage, les défauts apparaissant à la surface peuvent être nouvellement créés ou avoir existé, auparavant, en internes. Le défaut de surface est donc toute irrégularité qui, selon ses caractéristiques (nature, taille, position, profondeur..), peut, sur la base de norme ou de spécifications de contrôle, être estimée grave et compromettre l'utilisation ultérieure du produit ou juste l'impacter sur le plan esthétique. En général, le type de défaut peut, à des fins de maintenance, être utilisé pour définir la partie défailante au niveau du process.

Parmi ces défauts de surface, on distingue ceux qui sont qualifiés de ponctuels [10] tels que criques, fissures et piqûres. Ces défauts, dont l'origine est technique et technologique, sont jugés comme étant les plus nocifs, car si leurs épaisseurs sont infimes à l'amorçage, elles peuvent très vite évoluer pour dépasser une certaine profondeur et provoquer la rupture du métal. Quant aux défauts classés d'aspect, ils concernent des irrégularités géométriques, physiques ou chimiques (rugosité, surépaisseur, taches diverses), qui ne sont pas toujours mesurables.

1. Les défauts d'aspect mesurables sont localisés, et peuvent être :

- Grains; impuretés, cratères, arrachement de métal, taches : dont la taille est définie par le diamètre du cercle circonscrit entourant le défaut ;
- Rayures, frottement, griffes de forme linéaire et dont la taille est définie par la distance séparant les deux extrémités.

2. Les défauts d'aspects non mesurables: Variation de teinte, formation de bulles, agglomérat, peau d'orange, etc.

1.3.3 Origines des défauts de surface des produits plats

L'ensemble des sources potentielles de défauts de surface démontre la complexité du processus pour aboutir à un produit sain, c'est-à-dire conforme aux spécifications. Les défauts peuvent être présents dans toutes les structures métalliques, et se forment essentiellement lors de la fabrication du produit, et à tous les niveaux du processus [11-13]. Des exemples des défauts les plus caractéristiques du laminage sont présentés dans ce qui suit, ainsi que les facteurs favorisant leur apparition.

1. Etat du demi-produit : Issu de la coulée, il peut engendrer des défauts lorsqu'il est hétérogène, et présente des inclusions, des impuretés et de la calamine primaire, qui se forme pendant le réchauffage figure 1.10. En fonction de l'efficacité du décapage, des trous et incrustations, liés à l'ancien dépôt de matière, peuvent apparaître à la surface du produit.

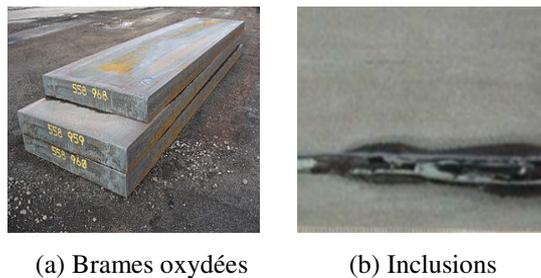


Fig. 1.10 : Exemples de défauts de demi-produits

2. Défauts dus aux traitements thermomécaniques (Ecroissage et Traitements thermiques) au cours du processus de laminage :

Les changements métallurgiques dans la bande, s'accompagnant de contraintes locales de traction, peuvent entraîner une aggravation de certaines fissures déjà présentes dans le demi-produit et provoquer des déchirures du métal telles que « l'alligating », Figure 1.11, [14]. D'autres nouvelles criques de laminage : fissures (de bord, de centre), plis, etc. peuvent être provoquées par une pauvre ductilité de matériau.



Fig. 1.11 : Exemples de fissures sur produits plats

3. Défauts dus aux réglages et ajustements des cylindres, leur état et leur interaction avec le métal :

En cours de laminage, la bande est façonnée par les cylindres, et par conséquent l'image de toute altération de leurs surfaces est directement imprégnée à la tôle. Ainsi, tout ébrèchement et bavures des cylindres ou matières étrangères et débris qui leurs sont collés trouvent leurs empreintes sur la bande laminée de manière ponctuelle ou périodique telles que les cas de collages, notamment en laminage à chaud (figure 1.12).

Les inclusions et impuretés dans la bande et la mauvaise préparation du métal peuvent également, lors de la transformation subie par la bande, provoquer d'autres défauts tels que pailles, pores, cavités, etc. sous l'effet des cylindres.

Lorsque la lubrification est insuffisante, l'interaction entre le métal et les cylindres est directe. Elle accroît les frottements qui pourraient dépasser, dans certains cas, la limite admissible par la peau de l'acier et se traduire par des rayures, des griffes de chaleur principalement en laminage à froid.

D'un autre côté, la lubrification excessive peut non seulement occasionner un mauvais transfert de la rugosité des cylindres à la bande laminée, mais aussi laisser des résidus de lubrifiant qui sont brûlés lors des traitements ultérieurs, créant des taches sur la tôle.

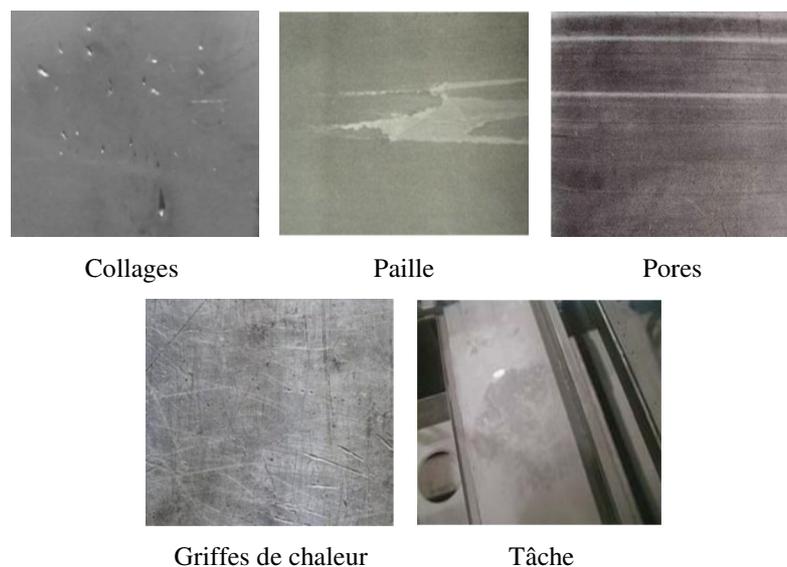


Fig. 1.12 : Exemples de défauts générés par l'interaction des cylindres de travail avec la bande en cours de laminage

Par ailleurs, le défaut de calamine, cette fois secondaire, peut réapparaître à la sortie du train finisseur. Cette couche peut être très importante, voire généralisée par cause d'un décalaminage inefficace, suite à un dysfonctionnement du système, ou être sous forme de résidus (figure 1.13), où l'oxyde, s'allongeant moins que le métal, s'incruste dans le métal créant des cavités même à de faibles épaisseurs, et risque de compromettre l'opération suivante de laminage à froid, très dépendante de la réussite du décapage. Plus grave encore, ce type de calamine, plus dur que le métal, risque de détruire l'état de surface des cylindres et donner un aspect final des tôles inacceptables (rugosité ou brillance non conformes) [15].

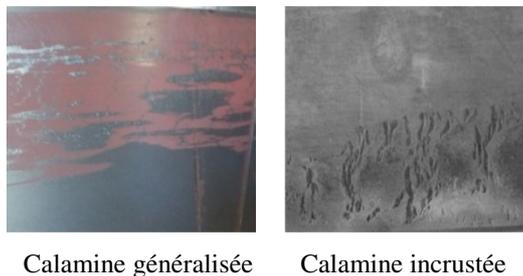


Fig. 1.13 : Exemples de persistance de la calamine sur bande après laminage

D'autres griffes et rayures (figure 1.14) peuvent altérer l'état de surface de la bande en cours de laminage. Ces marques, de différentes longueurs, largeurs et profondeurs, sont principalement orientées dans le sens du laminage, mais peuvent aussi l'être transversalement. A haute température, ces marques présentent de fines couches d'oxyde d'un gris foncé, tandis qu'à température ambiante leur aspect est d'un gris clair. Ce type de traces, pouvant apparaître en laminage à chaud comme en laminage à froid, est causé par les parties mécaniques de l'installation lors du déplacement de la tôle ou lors de son débobinage.

La parfaite planéité des bandes laminées est un autre facteur de qualité. En plus de l'état des cylindres, ce paramètre est assuré par l'asservissement de la tension inter-cages de la bande, qui a également une influence sur la largeur et l'épaisseur. En d'autres termes, une tension insuffisante donnerait lieu à des ondulations des bords [16], qui pourraient être à l'origine de la création de défauts de plis sur bande, présentés sur la figure 1.14.

Finalement, l'apparition des défauts de surfaces des produits laminés, ne se limite pas seulement aux défauts relatifs aux processus de transformation du métal. Pratiquement, des déformations accidentelles telles que cicatrices et emboutis, illustrées à la figure 1.14, peuvent survenir lors du bobinage, ou suite à des chocs et efforts subis pendant la manipulation, le transport ou le stockage des produits finis.



Fig. 1.14 : Exemples de griffes sur bande et autres endommagement mécaniques

En résumé, la génération de défauts est fortement dépendante de la qualité du demi-produit, de la maîtrise de l'écoulement plastique du métal, du positionnement et déformation des cylindres, des contraintes s'exerçant dans la bande et enfin des conditions de contact à l'interface bande/cylindre.

La nature, taille, forme et densité des inclusions et des impuretés ainsi qu'une mauvaise préparation du métal peuvent donner lieu à des défauts (pailles, calamine, rouille, griffes, rayures, cavités, stries, égratignures isolées, etc.), qui peuvent être graves ou s'aggraver en cours de processus.

L'état des cylindres de laminage, dont la surface du produit en est l'image, ainsi que leur positionnement sont à l'origine des défauts tels que les allongements aux bords, la rugosité et les empreintes. Quant à la nuance du matériau, elle peut être à l'origine de l'apparition de toute sorte de fissures et autres plis. Un récapitulatif des défauts de surface des produits laminés, les plus fréquents, est présenté en annexe A [13, 17-22].

1.4 Conclusion

Avant d'atteindre sa forme finale, le produit plat en acier passe par plusieurs processus de déformation dont le laminage à chaud. Ce dernier est le premier processus de finition d'un produit plat, transformant une brame très épaisse en une bande relativement mince, qui peut être commercialisée en tant que telle, ou subir d'autres transformation sur la chaîne de production, et dans les deux cas de figure, son état de sa surface est un paramètre déterminant de sa qualité. Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les différentes phases par lesquelles passe le métal pour mieux situer le processus de laminage par rapport à la chaîne de transformation. La problématique de la qualité des produits laminés a été présentée, et l'accent a été mis sur les défauts des produits plats qui peuvent avoir été hérités des processus

en amont, ou créés durant le processus de laminage. Nous retenons que l'opération de laminage utilise des concepts fondamentaux de métallurgie et de physique, qui théoriquement doivent permettre l'élaboration de produits de qualité. Cependant en pratique, les variables qui influencent le processus tels que les champs de température, l'état des cylindres et leur mécanique, la nuance du métal, les taux de déformation, etc., peuvent provoquer de nombreux défauts. Ces origines étant aussi diverses que les défauts qu'ils occasionnent, nous portons un intérêt particuliers dans ce manuscrits aux défauts apparaissant à la surface de la bande laminée, en vue de leur identification par vision industrielle.

Dans le chapitre suivant, Nous décrirons Cette solution de vision amplement développée par les chercheurs et largement adoptée par les industriels en quête d'une haute qualité de leur produits et à des coûts optimisés. Nous consacrerons une bonne partie de ce chapitre à l'étude des méthodes algorithmiques appliquées et leur pertinence.

Chapitre 2

Vision artificielle pour l'inspection automatique des surfaces des produits

2.1 Introduction

Dans un passé récent, l'inspection des produits sidérurgiques, qui a toujours été une nécessité, impliquait des tâches supplémentaires dédiées à la mesure de certaines propriétés du produit en cours de finition, voire le passage au laboratoire pour le contrôle d'autres paramètres. Cependant, la forte croissance de la demande en produits pour différents usages et les exigences qualité, de plus en plus sévères, ont imposé aux industriels un rythme effréné dans la fabrication des produits, et pour lesquels les méthodes classiques et manuelles de mesure et de contrôle assurées, pour beaucoup d'entre elles par des experts, ne semblaient plus représenter la meilleure solution.

Cette situation a conduit à davantage de modernisation dans les lignes de production, ainsi qu'à la recherche et la mise en place de nouveaux moyens de conduite de process et de contrôle de la qualité des produits. Depuis, la tendance, est à la supervision en ligne et à tous les niveaux de la chaîne de fabrication, et même sur des processus caractérisés par l'agressivité du milieu (température élevée, présences de poussières, de vapeur d'eau, etc.). Ces nouvelles méthodes d'inspection présentent plusieurs avantages boostant, de cette manière, l'effort de production. Elles assurent l'identification très rapide voire prématurée des éventuels problèmes, pour non seulement permettre l'intervention avec le minimum de dommages au niveau matériel et installation, mais aussi pour éviter qu'un demi-produit présentant des défauts ne passe automatiquement aux opérations suivantes de fabrication. La détection, à ce stade, du produit à défauts, évite les pertes de temps et d'énergie pour le traitement des non-conformités, en bout de chaîne. Ainsi, un ensemble de systèmes automatiques basés, entre autres techniques, sur les rayons X ou sur la vision industrielle, sont installés pour la supervision des paramètres du produit du point de vue : dimensionnel «AGC (Automatic Gauge Control) » " et «AWC (Automatic Width Control)», forme «ASC

(Automatic Shape Control), APC (Automatic Profile Control) », ou du point de vue qualité de surface par systèmes de vision [23].

L'objectif premier des systèmes d'inspection de la surface est la détection et la classification des défauts, en tenant compte des exigences de conformité d'un produit pour un usage donné. Basés sur la vision industrielle, les premiers systèmes d'inspection procédaient à la classification des défauts de surface à partir de quelques valeurs de niveau de gris, par exemple : une tâche sombre ou très claire pouvait être prise comme un trou. Mais le développement des moyens de traitement et d'acquisition, notamment les caméras à capteurs CCD, ont rendu possible la collecte et analyse des images de défauts pour une classification plus efficace. Aujourd'hui ces systèmes d'inspection basés sur la vision artificielle, vision industrielle, ou parfois appelée vision par ordinateur, ou encore vision intelligente, continuent à présenter la solution idéale pour un contrôle continue des surfaces des produits. Ils sont de plus en plus modernisés et optimisés, et se dotent, à cet effet, d'algorithmes intelligents qui leur assurent rapidité, précision et fiabilité.

Dans ce chapitre, une description des systèmes de vision pour l'inspection de la surface des produits est donnée ainsi que les facteurs contribuant à la réussite d'une telle opération. Ces facteurs peuvent être matériels, environnementaux ou relatifs aux caractéristiques du process objet d'applications. Ces dernières mettent en œuvre d'innombrables méthodes algorithmiques, qu'elles reposent sur des fondements purement mathématiques ou sur des heuristiques généralement basées sur le retour d'expérience. Une synthèse, portant sur les approches appliquées en extraction des caractéristiques des défauts ainsi que celles procédant à leur classification, est présentée dans la deuxième partie de ce chapitre. Cette étude présente le large éventail d'applications de ces approches, résultats qui y sont rapportés, ainsi que l'analyse effectuée, permettant d'en apprécier la pertinence, la spécificité et l'efficacité dans l'identification des défauts.

2.2 Système de vision pour l'inspection

2.2.1 Description et objectifs

De manière générale, un système de vision industriel est l'application qui combine du matériel et du logiciel pour l'acquisition et le traitement d'images et la mise à disposition des directives opérationnelles relatives à l'exécution d'autres tâches au niveau du process ou à la

prise de décision. Cette combinaison d'outils présente de nombreux avantages, qui font du système conçu la solution efficace pour différentes applications. Ces dernières sont diverses et peuvent porter, par exemple, sur l'assistance dans la production telle que le guidage de robot, le contrôle des assemblages de pièces, ou l'inspection pour l'identification des formes et l'évaluation de la conformité dimensionnelle, ou encore pour la détection et la classification des défauts.

L'opportunité de disposer de cette solution avantageuse, qu'est le système de vision, a conforté les chercheurs et industriels dans leur choix, les a encouragés à innover dans ce domaine et à multiplier les objectifs lors de sa conception. On retrouve parmi ces objectifs ceux qui sont stratégiques tels que :

- L'amélioration de la qualité et l'augmentation de la productivité ;
- La réduction des coûts et la minimisation des temps d'arrêts ;
- L'optimisation de la gestion de l'information de la production et du contrôle de process avec tous les aspects de traçabilité.

Et d'autres objectifs, plus techniques, qui permettent au système d'être performant dans la prise en charge des différentes tâches. Ces objectifs peuvent être :

- L'identification des défauts avec le minimum d'erreurs de classification ;
- La capacité de prise en charge des considérations du temps réel ;
- Les possibilités d'archivage des défauts, voire d'extension des bases de données.

Typiquement un système de vision est composé d'une ou plusieurs caméras placées face à la zone à inspecter, de module(s) d'acquisition pour la collecte des images, d'un éclairage pour permettre l'acquisition d'images de la meilleure qualité possible et de calculateur(s) pour le traitement et l'analyse de l'information (figure 2.1).

Au delà des avantages qu'il représente en matière de collecte et de traitement de l'information de manière rapide, efficace et répétitive avec les exigences requises (résolution appropriée, fréquence d'images, algorithmes de mesure, etc.), l'intérêt d'un système de vision réside, davantage, dans le fait qu'il présente la solution idéale pour un fonctionnement en environnement industriel.

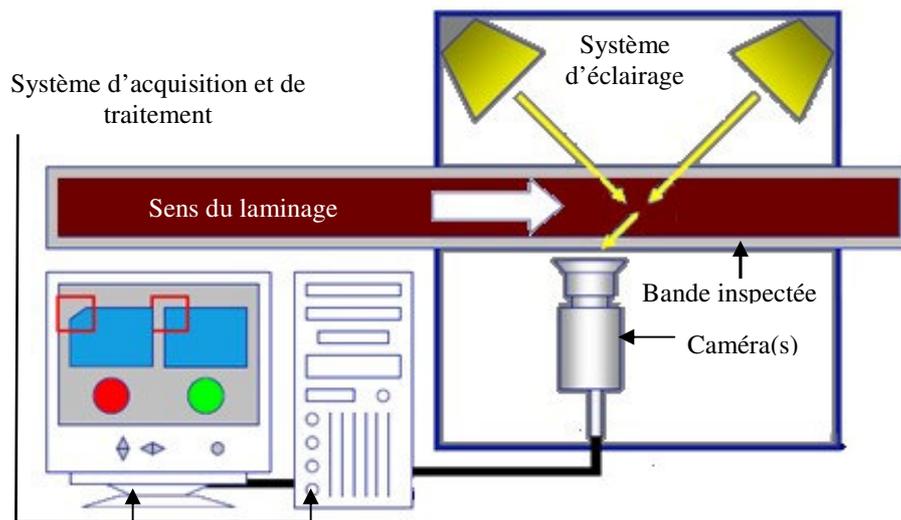


Fig. 2.1 : Schéma simplifié d'un système de vision

2.2.2 Caractéristiques et conditions de travail

Au stade de la conception, le choix des composants les plus appropriés à un système robuste doit tenir compte d'un certain nombre de paramètres importants, notamment ceux relatifs à l'environnement de travail et au type d'application à mettre en œuvre.

2.2.2.1 Environnement

L'environnement des procédés industriels est généralement connu pour son agressivité et ses risques pour l'opérateur humain et même pour les équipements, et le laminage à chaud de l'acier est l'exemple type du processus qui réunit plusieurs difficultés. Outre les risques relatifs à la nature du site, tels que la présence des équipements lourds de manutention, d'autres contraintes consistent dans les nuisances et dangers que représentent le bruit, les hautes températures ambiantes, les vibrations, les poussières, les huiles, les vapeurs émises et jets d'eau (figure 2.2). Ainsi, dans un tel environnement, les composants du système de vision sont mis à de rudes épreuves, qui peuvent impacter l'intégrité des composants ou les résultats. Les fortes vibrations, par exemple peuvent provoquer des images floues et la position de l'objet peut également varier entraînant un changement d'angle de vue lors de la capture de l'image. Les caméras, quant à elles, sont généralement conçues pour fonctionner et résister à des plages de température d'environ 5 à 60°C. Lorsque celles-ci ne subissent pas de dommages par les températures élevées, du bruit d'image peut être perçu au niveau du capteur optique, et doit nécessairement être contrecarrer. L'amélioration du rapport signal/bruit, grâce

à un éclairage adéquat, est l'une des solutions pour l'obtention d'images de qualité, mais d'autres mesures d'un autre type sont également préconisées pour ces parties du système (caméras, équipement d'éclairage), qui sont installés le plus près du produit et doivent être protégés (caisson refroidi, dépoussiérage à l'air sous pression, équipements antichocs, etc.).



Fig. 2.2 : Illustration d'une sortie cage d'un procédé de fabrication à chaud des bandes d'acier. Environnement de hautes températures, de vapeur d'eau et d'encombrement mécanique,

D'un autre côté, l'aspect encombrement est un élément à prendre considération dans la mise en œuvre d'un système d'inspection de produit sur installation. La distance de travail autorisée, la disposition des sources d'éclairage, l'influence de la lumière environnante sont autant de paramètres qui méritent d'être, minutieusement, étudiés pour accompagner le choix d'outils et la mise en place du système.

2.2.2.2 Nature des produits objets d'inspection

Les caractéristiques du produit à inspecter sont intégrées au cahier des charges pour la mise au point d'un système de vision. Outre l'aspect de la surface du produit, qui a une influence sur la réflexion de la lumière, sa taille est une autre préoccupation dans le choix du type et du nombre de caméras nécessaires. Dans certaines applications d'inspection pour la détection des défauts surface, telles que celles portant sur les produits longs, le système peut nécessiter trois à cinq caméras pour couvrir toute la surface du produits rond [39-40]. Tandis que dans les processus de laminage des produits plats (tôles d'acier), et avec des caméras dont la taille du capteur actif peut couvrir toute la largeur du produit, un minimum de deux voire trois systèmes de caméras (figure 2.3) sont nécessaires pour visionner les deux faces de la bande ainsi que ses bords [41]. C'est dire la complexité de l'acquisition, d'une information produit, qui soit complète, et les outils devant être préconisées pour son traitement.

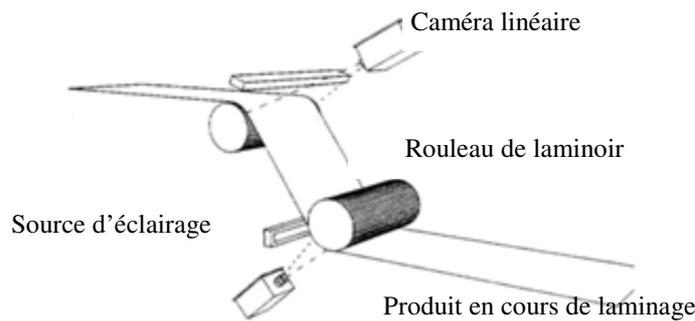


Fig. 2.3 : Schéma de principe de la visualisation de toute la largeur des deux faces par caméras haute résolution en laminage de produits plats

Par ailleurs, cette complexité peut également résulter du nombre et variétés des défauts à prendre en charge dans un même processus. Pour le laminage de l'acier le nombre de défauts recensé (cf. Chap. 1), les caractéristiques de chaque défaut ainsi que les variabilités d'un même défaut, induites par les conditions citées plus haut, marquent la spécificité de chaque application, qui doit forcément être dédiée. Avec l'inexistence de standard de défauts de surface, les systèmes implémentés, à ce jour, ou les études menées, traitent à chaque fois d'un lot de défauts parmi les plus fréquents pour un processus donné [42-44].

2.2.2.3 Eclairage

L'éclairage de la zone d'intérêt dans les applications de vision industrielle permet de mettre en évidence les détails de la surface inspectée avec le meilleur contraste. C'est l'une des clés pour l'obtention de résultats probants.

Le principe consiste à générer une lumière, dont la source est placée judicieusement par rapport à la pièce et la caméra. Les configurations sont nombreuses dans ce domaine, et l'on peut aller jusqu'à choisir, dans certains cas, une technique d'éclairage ajustée qui pourrait améliorer une image en atténuant certaines caractéristiques ou en accentuant d'autres [24].

Ainsi, dans les applications de vision, les sources d'éclairage peuvent être à :

- **LEDs** « Light Emitting Diode » : connues pour leur longue durée de vie (jusqu'à 100000 Heures), avec un plus grand choix de géométrie (annulaires, linéaires ou surfaciques) et de couleurs. Leur technologie a significativement évolué ces dernières années pour fournir des LEDs à haute intensité.

- **Source Fluorescente** : Réputé comme étant la source d'éclairage basique et économique, elles existent avec différentes géométries et couleurs. Cependant, leur durée de vie n'excède pas les 8000 heures et leur intensité diminue graduellement avec le temps.

- **Sources halogènes** : Utilisées avec adaptateur pour l'obtention de la forme géométrique souhaitée de l'éclairage. Ces sources sont théoriquement les plus puissantes en termes d'intensité lumineuse, mais avec une durée de vie la plus courte (environ 2000 heures), et n'émettent qu'avec la seule couleur blanche.

Toutes les formes géométriques d'éclairage sont largement utilisées, et leur choix est motivé par les besoins des applications. Toutefois, l'éclairage linéaire est utilisé pour un nombre très important d'applications de mesure dimensionnelle et d'inspection des larges surfaces, telles que le contrôle des défauts de surface des produits plats défilant à très grande vitesse [25].

Quant à la disposition de la source d'éclairage, elle peut être placée derrière la pièce (rétroéclairage) ou devant la pièce (éclairage frontal), selon différentes combinaisons, et le choix de la disposition se base sur la nature des pièces à inspecter (surface brillante, matte, planéité et type de défaut à détecter). La figure 2.4 montre quelques variantes de positionnement de la source d'éclairage par rapport aux deux autres éléments caméra et objet à inspecter [26].

La configuration à choisir doit tenir compte de la caméra à utiliser, car la finalité est de disposer d'un éclairage optimal, à même de permettre l'acquisition d'images de bonne qualité. En plus, lorsque les solutions d'éclairage "standard" restent insuffisantes, des filtres sont habituellement employés. Ces derniers ne présentent aucune contrainte du point de vue encombrement ou distance. Ils peuvent être du type polarisant pour s'affranchir des réflexions lumineuses causées par les surfaces brillantes, telles que celles des métaux, qui risquent de masquer l'information utile par éblouissement du capteur. Ils peuvent aussi être du type monochromatique ou sélectif laissant passer une longueur d'onde particulière parmi celles de tout le flux lumineux incident.

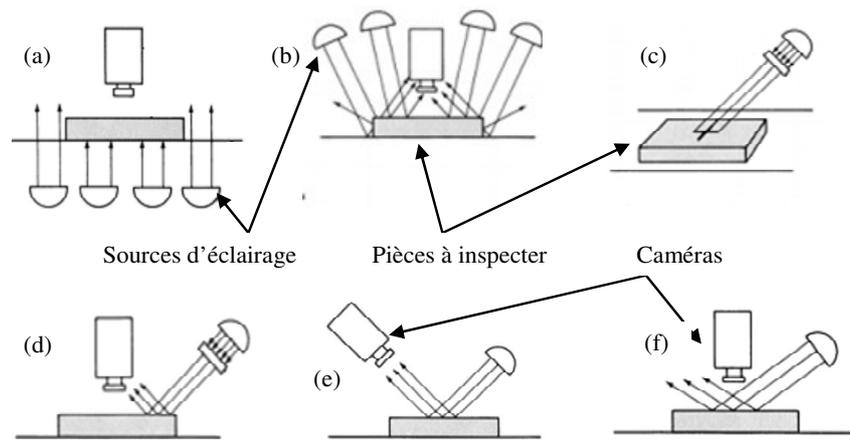


Fig. 2.4 : Configurations couramment utilisées pour l'éclairage en système de vision industrielle. (a): Rétro éclairage «Backlight » pour le contraste pièce-environnement, (b) : Eclairage frontal pour l'extraction de caractéristiques à la surface, (c): Eclairage structuré pour information dimensionnelle et calcul de volume, (d, e, f) : Eclairage directionnels pour la recherche de caractéristiques tridimensionnelles

2.2.2.4 Caméra et capteurs optiques

L'introduction des semi-conducteurs dans la technologie des caméras a permis non seulement une plus grande intégration et miniaturisation des circuits, mais aussi la réalisation de capteur plus robustes vis-à-vis du bruit et des fluctuations de l'éclairage, et la réduction de leur temps de réponse pour pouvoir capter des objets défilant à grande vitesse. Ces progrès ont aidé à l'implémentation de systèmes de vision pour des applications complexes. Ainsi, Les caméras, pour les plus utilisées, peuvent alors être basées sur les technologies DTC "CCD" ou CMOS, offrant différentes possibilités. Une caméra CMOS, par exemple, sera plus sensible aux infrarouges qu'un capteur CCD, mais est moins conseillée avec un éclairage en continu. Néanmoins, en pratique, c'est tout un ensemble de caractéristiques qui définit le niveau de performance d'une caméra quelque soit sa technologie. Le ratio du niveau de signal à l'unité d'énergie optique "Responsitivity", le nombre d'images par seconde, l'uniformité de la réponse des différents pixels à égale illumination, les temps de réponse, la fiabilité, etc. sont autant de facteurs menant au choix d'une technologie par rapport à une autre. Généralement, les caméras CMOS sont d'une plus grande intégration avec des circuits aux dimensions inférieures, mais au détriment des aspects qualité de l'image, et à l'opposé, de meilleures performances en qualité d'image et en flexibilité au dépens de l'aspect miniaturisation sont obtenues avec les caméras CCD [27].

Le tableau ci-dessous présente un exemple de quelques caractéristiques de deux caméras de résolution 307Kpix, des deux types de technologies cités.

Tab. 2.1: Aperçu sur les caractéristiques des cameras et capteurs optiques CCD et CMOS

Caractéristiques	CMOS	CCD
Type	Monochrome, matricielle	Monochrome, matricielle
Résolution pixel carré (H x V)	640 x 480	640 x 480
taille pixel (μm^2)	7,4	7,4
Dimension du capteur actif (L mm x H mm)	4,7 x 3,6	4,8 x 3,6
Fréquence d'image en pleine résolution (images/s)	300	60
Commande d'exposition, antiblooming	Oui	Oui – (/Montage de filtre)
S/N-Ratio (dB)	48	57
Format (bit)	8	8 et 10
Sortie numérique	interface au standard miniCameraLink (Base)	Gigabit Ethernet (GigE Vision)
Configuration de la caméra	via miniCameraLink	Software CamExer
Alimentation (VDC), Puiss. (W)	12 jusqu'à 15, 3	12 - 24 , 4
Alimentation via	mini Camera Link (PoCL, SDR26), Hirose 6-pin	Hirose 12 pin
Dimensions (L x H x P en mm)	44 x 44 x 44	44 x 29x 67
Poids (g)	105	125
Monture d'objectif	C-Mount	C -mount

Source :FALCON VGA300 HG et CCD Genie M640-1/3 [28-29]

De manière générale, et avec toute technologie, il faut constamment rechercher le compromis imposé par l'application en matière de vitesse et de résolution, car un choix systématique d'une très haute résolution, pourrait alourdir inutilement l'algorithme. En pratique, la haute résolution est employée quand il s'agit de rechercher les détails dans l'image, ou bien lorsqu'on dispose de la puissance de traitement nécessaire, contrairement à une résolution inférieure qui serait suffisante lorsque les détails dans l'image ne sont pas importants, ou des décisions doivent être prises très rapidement [30-32].

A noter, l'existence d'autres types de caméra CMOS ultra-rapides jusqu'à 1000Fps, linéaire à haute sensibilité TDI "time delay and integration" et autres caméras intelligentes. Ces dernières "Smart Cameras" ont marqué la tendance technologique d'évoluer de capteurs d'images aux capteurs de traitement d'images, avec des capacités algorithmiques telles que la détection des bords, la mesure de vitesse et le filtrage [33]. Ce type de caméra est très utile

pour des applications de vision industrielle complètement autonomes où des moyens embarqués de traitement tels que les DSPs sont nécessaires. Ainsi, ce type de caméra intègre à la fois le capteur, le processeur et plusieurs entrées/sorties. Il dispose d'interface utilisateur intuitive pour une programmation facile des tâches d'inspection par un ordinateur externe. Néanmoins, pour l'élargissement des possibilités d'utilisation, ces caméras peuvent nécessiter d'autres accessoires tels que des unités d'affichage ou d'autres modules d'interfaces étendus [34-36].

Outre leur technologie, les caméras utilisées en inspection des produits peuvent, également, être différenciées par la disposition de leurs éléments photosensibles. On distingue les caméras matricielles et les caméras linéaires (figure 2.4), [37].

Intuitivement, l'utilisateur a tendance à considérer que les caméras matricielles sont une solution puissante pour tous les cas d'inspection. Pourtant, malgré leur large usage, leur mise en œuvre serait difficile, par exemple pour le contrôle d'objets de formes cylindriques où les bords de l'image seraient déformés par l'effet de perspective.



Fig. 2.5 : Caméras d'inspection : différentes conceptions et technologies (a)-Caméras Linéaire d'inspection : CCD/CMOS, Couleur/ monochrome,(1024 à 16384)x(1 à 3) pix, 9 à 80KHz, (b): Caméras Matricielles d'inspection, CCD/CMOS, Couleur/monochrome, (640 à 5344)x(480 à 4008) pix, 3.6 à 300Fps, (c)-Caméras Matricielles Intelligentes d'inspection : CCD, Couleur/monochrome, (640 à 1600)x(480 à 1200) pix, 15 à 60 Fps.

D'un autre côté, les dimensions de la surface, visionnée avec une caméra matricielle, sont prédéfinies, du fait que le capteur est déjà dimensionné pour un format en pixels bien déterminé (640x480, 1392x1040, 1600x1200,..). Ce qui impose pour une surface, dont le rapport largeur sur hauteur est différent, l'utilisation de plusieurs caméras ou plusieurs images de la même camera, avec un repositionnement de l'objet. Ainsi, des images continues sont créées par la capture d'images qui se chevauchent et un recadrage individuel et précis est effectué grâce à un logiciel pour l'élimination des distorsions et la fusion des images dans le bon ordre. Ce type de caméra est mieux indiqué pour la vision d'objet qui sont stationnaires ou ne bougent pas très rapidement et dont la taille ne serait pas trop importante. Cette

situation présente moins de flexibilité comparée aux caméras linéaires qui permettent un plus grand choix des proportions.

Les caméras linéaires avec des résolutions de 2048 ou 4096 points, voire plus, sont privilégiées dans l'inspection des produits de taille importante, et qui sont en mouvement tels que l'inspection des défauts des bandes en acier. La première dimension de la surface inspectée est la largeur de la ligne du capteur, tandis que la deuxième dimension est construite grâce au défilement de l'objet, ce qui permet une cadence d'acquisition élevée avec un bon rapport S/B et une uniformité de la réponse d'un pixel à l'autre [38].

Par ailleurs, l'éclairage, qui doit être homogène, est difficile à obtenir lorsqu'il s'agit d'éclairer toute une surface, sauf avec des dispositifs spécifiques, mais qui ne sont pas nombreux et sont très coûteux. A ce niveau, l'utilisation de la vision linéaire présente l'avantage d'être suffisante pour une bonne acquisition d'image avec l'éclairage de seulement une ligne de l'objet, ce qui est plus efficace et pas très coûteux.

2.2.2.5 Vitesse

La rapidité de l'inspection des produits en mouvement est conditionnée par la vitesse de production. Par exemple, sur les lignes de laminage à chaud des produits plats, la vitesse de défilement de la bande pour certain process peut atteindre 20-22m/s [45], à la sortie des cages finisseuses, et est nettement supérieure sur les lignes de fabrication des produits longs ; ce qui présente une contrainte réelle pour des systèmes de vision relativement lents. Par conséquent, lorsque le process présente ce type de contrainte, un choix rigoureux des équipements (capteur optique, module d'acquisition et de traitement) est effectué. Et lorsque le process nécessite davantage de puissance de calcul pour des considérations de temps réel, les applications sont généralement implémentées sur du matériel spécifique tels que les DSPs, les ASICs ou les FPGAs, à des fins de partage des tâches avec le processeur central et l'amélioration des temps de réponse.

2.2.3 Processus d'inspection par vision

Les applications de vision industrielle sont de plus en plus nombreuses à être intégrées dans les lignes de production pour l'exécution de tâches très diversifiées : le contrôle (dimensionnel, formes), l'identification de pièces, la détection de défauts. Les caractéristiques du système sont ainsi forcément basées sur les besoins de l'application à laquelle il est dédié.

Les exigences, à ce niveau, dépendent des tâches qui lui sont assignées, de l'environnement de fonctionnement, de la vitesse et précision requises, etc. Par conséquent, pour l'automatisation d'une tâche à intégrer dans un système de vision, il est impératif de comprendre quelle information du process doit être collectée et comment elle est transformée pour être utilisée en tant que caractéristique du produit.

Qu'il s'agisse d'application de vision autonome où l'acquisition de l'image et le traitement sont intégrées dans des caméras intelligentes, ou plus classique avec des traitements pris en charge par un ordinateur externe pourvu du logiciel approprié, le système de vision opère de manière similaire, qui consiste à manipuler des images brutes pour en extraire des informations et délivrer un résultat. Le système opère selon une procédure qui est typiquement basée sur les étapes suivantes :

- Acquisition de l'image : Cette tâche, qui est prise en charge par une ou plusieurs caméras, correctement paramétrées, est une étape critique, car devant reproduire en image et le plus fidèlement possible la scène observée de manière à faciliter les traitements ultérieurs. La qualité de l'image, quant à elle, repose entre autres éléments clés sur l'environnement et les conditions dans lesquelles l'acquisition est réalisée.

- Le traitement: est considéré comme étant un préalable aussi important que les autres étapes d'acquisition ou d'analyse. Il a pour but de rendre l'image acquise plus pertinente pour faciliter l'extraction de l'information. Selon la qualité des images, le traitement pourrait porter sur un simple formatage et normalisation pour la manipulation d'images identiques, ou bien un filtrage pour l'élimination du bruit, rehaussement du contraste, suppression du flou, etc.

- L'analyse : a pour but l'extraction des caractéristiques contenues dans l'image traitée. Ces propriétés recherchées sont, le plus souvent, celles qui sont indépendantes, et doivent caractériser au mieux l'image représentant le produit objet d'inspection. Il peut s'agir, par exemple, de mesure de tailles ou de contours par la détection de bords, de segmentation et seuillage pour la recherche de régions et autre évaluation de la texture. La recherche de telles caractéristiques de l'image peut faire usage d'une multitude de techniques statistiques, réseaux de neurones, etc. pour aboutir à un descripteur fiable de l'image acquise.

- **Interprétation et prise de décision :** Utilise les caractéristiques extraites pour procéder à des comparaisons et rapporter un résultat ou aboutir à une décision. Mais étant donnée la taille initiale de l'espace des caractéristiques qui est généralement trop important, le système procède, préalablement, à une réduction de cet espace pour ne garder que les variables les plus représentatives du problème. Cet ensemble réduit est, par la suite, employé dans l'évaluation de la similarité de ses variables avec des variables de référence appartenant par exemple à un modèle connu de l'image ; et selon l'application, le résultat peut être une simple évaluation d'écart pour le suivi de la qualité ou la correction du process, ou bien une déclaration de conformité d'un produit par rapport à un standard, ou encore une labellisation d'un défaut obtenu selon un processus de classification.

Tout comme le choix de matériel, le développement ou la sélection de logiciels pour le traitement et l'analyse des images revêt une importance capitale. Ces outils algorithmiques doivent posséder des propriétés permettant à l'ensemble du système de vision de répondre convenablement aux exigences de l'application. Ils doivent, en effet, être capables de pouvoir gérer la haute résolution des caméras et le nombre de bits/pixel (8, 12, ..), de prendre en charges toutes les fonctions de bas niveau (filtrage et calcul de seuil ou de niveau moyen) telles que segmentation et calcul de vecteurs caractéristiques, ou de haut niveau (telles que la reconnaissance d'objets et leur classification. Cet environnement logiciel doit permettre la mise à jour sans modifications majeure au niveau de la programmation, lors de changement partiel d'équipement et doit, également, présenter une interface machine/opérateur d'usage facile, permettant à l'opérateur une interprétation correcte des résultats.

2.3 Synthèse des méthodes de traitement et d'analyse des images pour l'inspection

Boostées par les développements apportés aux aspects matériels tels que l'adéquation des systèmes d'éclairage, la performance des caméras et les processeurs pour le traitement parallèle, nombreuses ont été les méthodes implémentées dans les systèmes de vision pour le traitement et l'analyse des images. Ces méthodes telles que rapportées dans la littérature ont été développées et/ou adaptées pour répondre de manière spécifique aux besoins des applications qui sont très diversifiées. Dans cette section nous nous intéressons aux méthodes qui ont été appliquées dans le domaine de l'inspection de la surface des produits pour la

détection et la classification des défauts, et particulièrement les défauts des produits laminés en acier.

2.3.1 Prétraitement :

En pratique les images acquises, en milieu industriel, sont dans la plupart des cas bruitées malgré le progrès incessant dans ce domaine. Les prétraitements ainsi portent généralement sur l'élimination du bruit et l'amélioration de la qualité de l'image pour la mise en évidence du défaut par rapport à l'ensemble de l'image. Par nature, les bords d'une zone de défaut correspondent à de hautes fréquences spatiales qui peuvent être détectés grâce à des filtres réduits de convolution. Ainsi, des filtres de Prewitt de taille 3x3 et autre opérateur morphologique (différence du niveau de gris entre maximum et minimum dans un voisinage de 3x3) ont été utilisés pour la distinction des frontières de défauts aléatoires tels que la calamine incrustée, ou périodique, des griffes ou des marques de rouleau [46]. L'avantage de ces opérateurs gradient est la faible sensibilité aux variations de basse fréquence telles que celles correspondant à la non-uniformité de l'éclairage.

D'autres filtres moyenneur de taille 5x5, moyenneur pondéré et Laplacien [47-48] ont été employés pour l'atténuation de différents types de bruit dont les sources peuvent être le capteur optique, l'éclairage et l'aspect de surface.

En segmentation, et pour la séparation d'un laminé en forme de barre de l'arrière plan de l'image, la procédure a consisté en un débruitage de l'image entière par l'application d'un filtre Gaussien de taille 7x7, puis un seuillage basé sur la valeur du changement de l'intensité du milieu de l'image débruitée et a fini avec le filtrage de Sobel pour l'extraction de la forme du produit [49-50].

Le filtrage médian est également très utilisé en prétraitement de l'image. Dans une simple approche pour la détection des défauts de surface, il a été employé pour l'élimination de pixels isolés sur une image améliorée, et a même été estimé plus robuste que le filtrage moyen dans le traitement des images bruitées, où il était question de supprimer l'arrière plan de la scène présentant une zone d'intérêt (comprenant un défaut) [51-52].

2.3.2 Approches appliquées en détection des défauts

Dans un système de vision pour l'inspection des surfaces des produits, l'analyse des images et l'interprétation concernent notamment la détection et la classification des défauts. Certaines applications, que l'on estime moins complexes, procèdent tout simplement à une classification binaire (présence/Absence de défaut). Néanmoins, la procédure générale demeure similaire dans pratiquement toutes les applications. Par exemple, pour une détection rapide des défauts de surface sur des laminés à chaud en forme de plaques [53], un débruitage suivi d'une subdivision de l'image en blocs et l'extraction de caractéristiques statistiques de chaque bloc ont permis à la fonction discriminante, créée, l'identification des zones à défauts. Tandis que pour la détection individuelle de défauts à propriétés différentes, tels que trous, griffes, marques d'arrêt de bobinage et des traces de rouille, sur des feuilles d'acier, le seuillage avec la transformation de Hough, le calcul d'histogramme et d'entropie ont été respectivement appliqués [54]. D'autres approches probabilistes, basées sur la variation locale et à très petite échelle (au niveau pixel) de la texture, ont permis la bonne distinction de surfaces exemptes de défauts de celles avec défauts [55].

Ce type de classification est suffisant lorsque l'apparition de défauts est très limitée, ou que le besoin de l'application consiste à réaliser juste un suivi qualité pour la détection des produits qui ne doivent pas passer à l'étape suivante dans la chaîne de fabrication. Cependant, lorsque cette inspection automatique est utilisée en tant qu'outil d'aide à la maintenance, la catégorisation multi-classes est nécessaire pour reconnaître chaque type des défauts occurrents, et permettre d'identifier la nature de l'intervention à mener au niveau du process pour en éliminer les causes.

Ainsi, le principe retenu, dans ce type d'application, consiste à traiter l'image originale de manière à permettre l'extraction des caractéristiques les plus discriminantes, et dont la finalité est la facilitation de l'identification du type de défaut. A cet effet, une étude, basée sur l'établissement d'une matrice de coûts, a été mené, auparavant, pour l'optimisation de la sélection des caractéristiques à extraire et orienter le choix de la méthode à adopter dans la classification des défauts de produits plats en acier, laminés à froid [41].

Les travaux publiés, ultérieurement, dans ce domaine, mentionnent une multitude d'approches dont les résultats varient d'une application de vision à une autre. Dépendant des spécificités de cette dernière et des types de défauts, différents extracteurs de caractéristiques

ou descripteurs ont été employés tels que revues dans certaines études [56-58]. Les descripteurs basés sur des opérations morphologiques, filtrage dans le domaine spatio-fréquentiel « joint spatial/frequency domain filtering » et le filtrage dans le domaine spatial se sont avérés très intéressants pour toutes les surfaces métalliques.

2.3.2.1 Méthodes statistiques et de filtrage dans le domaine spatial

Les différentes techniques traitant du domaine spatial présentent l'avantage de leur facilité d'implémentation, comparées aux autres types de méthodes, ainsi que leur rapidité tenant compte des considérations temps réel ; ce qui explique le nombre considérable d'applications basées sur ces techniques. Elles peuvent être globales s'intéressant à l'image entière où l'intensité est retenue comme caractéristique, à partir de laquelle la décision de l'identification sera fondée. Dans ce cas, les défauts peuvent être identifiés sur la base de paramètres statistiques tels que la moyenne des niveaux de gris et la variance, ou le seuillage, ou encore la détection des bords, etc. Par contre d'autres méthodes peuvent être qualifiées comme étant locales, car elles s'occupent plutôt du pixel et son voisinage, en y opérant un certain nombre de transformations pour la mise en évidence de zones d'intérêt.

2.3.2.1.1 Changement de l'espace de représentation

L'Analyse par la Composante principale ACP «Principal Component Analysis : PCA», connue aussi sous d'autres appellations selon son domaine d'application : « Discrete Karhunen -Loeve Transform KLT » , « Hotelling Transform », compte parmi les méthodes globales qui ne procèdent pas particulièrement à l'extraction de caractéristiques proprement dites, mais à la meilleure conversion d'un certain nombre d'observations, décrites selon des variables probablement corrélées, vers une nouvelle description selon des vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes et basée sur le paramètre variance. Néanmoins, dans une approche pour la détection de défauts dans le domaine du textile, la transformée «KLT» a été appliquée sur des blocs de 32x32 pixels des images de taille 256x256, pour construire un vecteur de caractéristiques à partir de la somme des trois valeurs propres les plus significatives, obtenues par cette transformée, ainsi que les moyennes de chaque blocs. La classification était basée sur le calcul d'une distance de similarité avec une erreur prédéfinie. Bien que les résultats étaient satisfaisants, la méthode, telle qu'elle a été exploitée, était estimée relativement plus lente comparée à la méthode basée sur les champs de Markov «MRF» [59].

Cette transformée a également suscité de l'intérêt pour être utilisée dans des applications médicales ou dans une procédure de classification de défauts de surfaces métalliques, après une réduction des données pour accroître la vitesse de traitement, et notamment minimiser l'espace de stockage. Avec la même préoccupation de transformation des observations en variables non corrélées, la méthode d'Analyse en Composante Indépendante «Independent Component Analysis: ICA» a également été utilisée dans la détection des défauts de fabrication [55-56, 60-61].

Même si elles sont assez descriptives des variations des données, les méthodes globales demeurent pas assez discriminantes des différentes classes et très sensibles au bruit. Elles sont alors, souvent combinées à d'autres techniques. Ainsi, en laminage à froid de l'acier et pour la détection de défauts dont la forme géométrique est bien définie, tels que le défaut de soudage, les traces de serrage et trous ; et d'autres plus complexes, tels que les traces d'oxydation, exfoliations et ondulations, la transformée de Hough a été utilisée pour la détection des trois premiers défauts, tandis que PCA a été combinée à la méthode non supervisée « Self Organizing Map : SOM » pour la détection et la classification, à hauteur de 77%, des trois derniers défauts [62-63].

2.3.2.1.2 Propriétés d'histogramme et seuillage

Les différentes techniques de seuillage ainsi que l'histogramme trouvent un usage fréquent dans la segmentation des images pour la détection des défauts et pseudo-défauts.

Les tâches d'huile ou autres substances étrangères, en laminage à chaud, sont considérés comme pseudo-défaut car peuvent être à l'origine du collage de matériaux, qui, eux, occasionneraient de vraies détériorations de la surface ; et pour l'identification de ce type de défauts, relativement simple, une méthode de binarisation s'est basée sur la forme du pseudo-défaut ainsi que sur l'histogramme de l'image pour construire un vecteur caractéristique, détecter et classer, par la méthode machine à vecteurs supports « SVM », le défaut ciblé [64]. Un autre défaut, plus complexe, qui est la calamine incrustée, a été efficacement détecté grâce à une approche basée sur la loi de probabilité d'occurrence des pixels et une technique de seuillage dynamique [65]. Dans cette étude, l'intensité des pixels, à elle seule, n'était pas suffisante pour décider qu'un pixel appartienne à une zone de défaut. La combinaison avec la technique de seuillage citée permettait de pallier à la variabilité de l'intensité des pixels, dont l'origine pouvait être la non-uniformité de la réflexion de la

lumière à cause de la topographie et de la texture de la surface, des changements de l'ambiance et même des erreurs induites par la conversion de la scène optique en image numérique.

Dans une autre étude où la détection de quatre types de défauts sur des bandes d'acier atteignait les 86%, le seuillage de l'image était combiné avec la croissance de région « region growing », qui est une méthode de segmentation basée sur les pixels [66]. Encore plus élaborés, les seuillages à double niveau ou adaptif ont été très utilisés dans la détection de défauts dans différents processus de fabrication, en l'occurrence, les lignes de galvanisation des tôles, où une méthode de calcul des limites de seuillage adaptif et rapide permettait la détection de défauts à bas contraste. Néanmoins, malgré ce large usage des techniques de seuillage et leur relative efficacité, une difficulté persiste dans la détermination de seuils. Ces derniers peuvent être moins efficaces lorsque, par exemple, ils sont basés sur des moyennes de différentes zones de l'image, et où les valeurs obtenues des zones à défauts ne sont pas très significatives comparées aux moyennes de régions exemptes de défauts [67-70].

Des méthodes, basées sur les statistiques du niveau de gris dans l'image, ont montré des résultats satisfaisants dans plusieurs études [43]. En hypothèse, il est admis qu'une surface saine est plus homogène ou présente des variations lentes, contrairement à une surface à défaut. Cette idée s'est avérée utile à être employée pour dégager des zones d'intérêt (défective) par la génération, selon des critères d'intensité bien définis, d'une image standard ou de référence, à partir de plusieurs images, et sa comparaison avec toute nouvelle image acquise. Mieux encore, cette approche a gagné en efficacité, lors de son application sur des blocs de 20x20 pixels de l'image générée et partitionnée. Elle a permis l'identification de cinq types de défauts de laminés à froid, par la caractérisation de la distribution du niveau de gris sur ces sub-images. Néanmoins la méthode présente la contrainte dans le choix des critères pour la génération de l'image standard dans l'étude citée, et qui ne sont ni uniques ni automatiques.

2.3.2.1.3 Filtrage dans le domaine spatial

Le filtrage est l'outil incontournable dans le traitement. Il permet non seulement l'élimination du bruit de l'image, en d'autres termes la « nettoyer », mais aussi y apporter d'autres améliorations. Selon le besoin, on peut être amené à vouloir mettre en évidence certains détails correspondant aux hautes fréquences spatiales, telles que celles relatives aux

bords et contours, ou aux basses fréquences qui correspondent à des variations moins fréquentes dans une image. Alors, le filtrage spatial va agir de manière sélective sur ces types d'information pour les renforcer ou les atténuer.

Ainsi, le filtrage différentiel, basé sur le gradient de premier ordre, a été largement utilisé voire combiné à d'autres opérations. Un algorithme de filtrage, mettant en œuvre l'opérateur de gradient horizontal, a été employé pour la détection des bords de défaut de lignes pailleuses, dont l'orientation est parallèle au sens du laminage. Cependant, vu que ces lignes peuvent être très fines et fausser la détection, ce premier filtrage grossier a plutôt servi à la fixation du point de départ dont l'appartenance à la zone de défaut est confirmée par les valeurs du gradient à droite et à gauche, et à partir duquel l'agrandissement de cette zone est réalisé dans un deuxième temps, pour cerner tout le défaut [71]. Le même opérateur de gradient horizontal a été également employé pour détecter la présence potentielle de griffes verticales sur des barres d'acier. L'opération était suivie de seuillage à double niveau et autre transformation morphologique [72].

Le filtre de Sobel, dans une autre étude, a servi à situer dans l'image six types de défauts sur des feuilles d'acier laminées à froid. La procédure a consisté en un débruitage de l'image grâce au filtre de Wiener, puis la localisation approximative de ces défauts en moyen de détecteur de bord de Sobel [73]. Dans d'autres cas, où le lissage de l'image, par exemple, en moyen de masques moyenneurs ou gaussien passe-bas, a été nécessaire pour diminuer le bruit, d'autres imperfections de brouillage des bords ont été induites ; et pour s'affranchir de cette contrainte lors de la détection de fissures sur produits laminés, une procédure a été appliquée, mettant en œuvre un filtre moyenneur pondéré et suivi d'un opérateur Laplacien afin de préserver les bords et permettre une détection à hauteur de 97% des défauts ciblés sur des barres d'acier [48].

2.3.2.1.4 Traitements morphologiques

En règle générale, les opérations morphologiques se basent sur la définition d'élément structurant (connu par sa taille, sa géométrie et son origine), à comparer avec l'image à analyser, et appliquent différentes opérations successives d'érosion et de dilatation pour l'élimination des détails qui sont plus petits que l'élément structurant, sans provoquer de distorsion, et sans altération du premier résultat. Ce concept a vu son utilisation dans de

nombreuses applications, notamment celles portant sur les produits hautement texturés (tissu, bois, etc.).

Dans une étude de détection de défaut dans l'industrie textile, l'élément structurant a été déterminé grâce à une fonction d'autocorrélation, qui permet de caractériser les structures répétitives, suivie d'opérations d'érosion et de dilatation de l'image binarisé, et selon des règles préétablies [74]. Quant aux produits en acier, dans l'une des applications pour la détection de griffes sur tôles fortes, le traitement morphologique a servi à l'élimination du bruit. Une méthode de segmentation a été mise au point, reposant sur l'application du filtre de Sobel pour la mise en évidence des bords, puis l'étirement de l'histogramme du gradient de la distribution du niveau de gris pour l'amélioration du contraste suivi de l'application du discriminant de Fisher pour la détermination d'un niveau de seuillage optimal. Finalement, des opérations de dilatation et d'érosion successives ont été appliquées, et notamment celles d'ouverture, utilisant le même élément structurant, ont permis d'éliminer le bruit résiduel dans l'image segmentée. Cette combinaison d'opérations a permis la détection, en ligne, de micro-défauts à hauteur de 93%, mais elle implique toujours de nombreux traitements, qui pourraient être pénalisant dans le cas de la détection de plusieurs défauts sur une même surface [75].

Pour la détection et la localisation de plusieurs défauts sur des laminés à froid (traces de collage, tâches d'émulsion, sous-décapage, impuretés et coloration de recuit), des opérations morphologiques, dont le choix des paramètres était basé sur l'expérience, ont été intégrés à une procédure aussi complexe. Une image de référence est formée, à partir de plusieurs images, pour être soustraite de l'image objet d'analyse et donner lieu à une nouvelle image améliorée, devant subir les traitements ultérieurs. L'entropie locale d'un pixel est calculée sur un voisinage de 9x9, suivie d'une conversion en image binaire, en moyen d'un seuillage adaptatif calculé avec la méthode d'Otsu. L'image binaire est ensuite érodée pour l'élimination des zones sans intérêt par l'utilisation d'élément structurant en forme de disque de rayon 5 pixels. Les zones retenues sont, par la suite, reliées par une opération de dilatation basée sur un élément structurant de forme carré et de taille 15x15 pixels. Le défaut est ainsi identifiable et séparable, et l'extraction de caractéristiques statistiques des différents défauts devenait donc plus aisée [76].

2.3.2.1.5 Transformations par les Motifs Binaires « LBP »

L'expérience a montré que, dans de nombreux cas, la surface du matériau paraissant, à grande échelle, homogène et sans variations notables, peut, à petite échelle, contenir des fluctuations qui modifient sa texture initiale saine. Ces irrégularités sont généralement relatives à certaines anomalies au niveau de la surface et reflètent la présence de défauts. Ainsi, la détection des défauts est souvent basée sur l'analyse de la texture [57], et plusieurs études ont eu à traiter ce problème partant de ce point de vue.

Les méthodes basées sur les motifs binaires locaux, telles que « Local Binary Pattern : LBP », ou « Local Ternary Pattern : LTP », opèrent des transformations qui manipulent l'information, contenue dans l'image même, pour la création d'une nouvelle image composée de pixels, dont le niveau d'intensité de chacun dépend de celui de son voisinage immédiat, c'est-à-dire, du motif auquel il appartient. Ce type de transformation, dans le domaine spatial, a prouvé une grande efficacité dans la description de l'image au niveau du pixel, et a trouvé usage dans diverses applications, notamment en biométrie, en imagerie biomédicale et aérienne et en inspection par la vision [77-80].

S'agissant des surfaces métalliques, elles sont à priori uniformes [56]. Cependant, la présence de défauts peut en modifier la texture de base. Ces surfaces peuvent, par conséquent, présenter de nouveaux motifs complexes et aléatoires, d'où l'intérêt porté à la technique LBP et ses variantes pour permettre une description statistique optimale de l'image. Considérée comme étant la première technique d'analyse de la texture à être appliquée dans l'inspection industrielle en temps réel, elle a servi à la description de la texture de la surface galvanisée de produit, qui théoriquement doit être brillante. La catégorisation des cinq classes de défauts de surfaces, selon des niveaux d'opacité prédéfinis par l'expertise humaine, a donné des résultats satisfaisants [81]. Une fois le concept développé et testé, d'autres variantes de la méthode ont été élaborées pour l'amélioration des capacités discriminantes avec « Mean LBP, Completed LBP, Extended LBP », l'augmentation de sa robustesse « Soft LBP, Local Ternary Pattern », la sélection optimale du voisinage « Multi-Block LBP, Three/Four Patch LBP », l'extension aux images 3D « 3D LBP, LBP-TOP » et la combinaison avec d'autres techniques « LBP-Gabor Wavelet, LBP-SIFT, LBP Histogram Fourier », etc. [82].

C'est dans le but de s'affranchir de la contrainte du bruit, lors de l'identification de six types de défauts de tôles laminées à chaud, qu'une approche, « AECLBPs : adjacent

evaluation completed local binary patterns », définissant un descripteur robuste, a été mise au point. Le principe retenu, dans cette approche, est la modification du schéma de seuillage adopté par l'une des variantes « Completed LBP » de la technique mentionnée précédemment [83]. Tandis que pour l'extraction de caractéristiques stables de quatre types de défauts de surface de bandes d'acier, une autre variante de la méthode LBP, basée sur le lissage des motifs binaires « Smoothed LBP », a été combinée à d'autres opérations pour, effectivement, rendre possible l'extraction de caractéristiques invariantes et l'élimination du bruit [84]. Il est constaté que d'une application à une autre, certaine variante conviendrait mieux que d'autres, et que la technique en question continue à capturer l'intérêt des spécialistes et des chercheurs. Dans une récente étude, une méthode s'est intéressée aux motifs uniformes « ULBP » pour l'intégrer dans l'espace des caractéristiques, au même titre que celles obtenues par l'application du filtrage de Gabor, de la matrice de cooccurrence du niveau de gris et d'autres opérations, et utiliser l'ensemble des caractéristiques dans la conception de descripteur avec un nombre réduit d'échantillons [85].

2.3.2.2 Méthodes spectrales et d'analyse dans le domaine fréquentiel

Les multiples exigences en termes de performances, ainsi que les différentes contraintes dues à la nature du process (type et taille des défauts, conditions de travail, vitesse, etc.) ont fait de la recherche continue des techniques de détection un souci constant, pour trouver celles qui soient les mieux adaptées. Cette expérience a pu mettre en évidence les insuffisances de certaines méthodes, tenant compte des applications ciblées. On note à cet égard, la sensibilité accrue au bruit des caractéristiques extraites du domaine spatial comparées à celles du domaine fréquentiel.

2.3.2.2.1 Transformée de Fourier

Profitant de cette immunité au bruit, qui présente une contrainte non négligeable en milieu industriel, et la possibilité d'une description optimale des caractéristiques périodiques dans une image, la transformée de Fourier a été largement utilisée [56].

Dans sa recherche d'une nouvelle méthode pour la détection des défauts de surface des bandes (fissures horizontales et verticales, griffes horizontales et verticales, marques de rouleau, pailles, calamine et autre cicatrice), en laminage à chaud de l'acier, l'auteur a appliqué la transformée de Fourier rapide «Fast Fourier Transform : FFT : » [86]. Par la

concentration de la majorité de l'énergie au centre de l'image, cette transformée a facilité la détection et la séparation des pixels de zone qui renferment l'information relative aux caractéristiques du défaut telle que l'intensité. Cette information a, ensuite, été optimisée grâce à un algorithme génétique, pour enfin pouvoir identifier les défauts en moyen de réseau de neurones artificiels « ANN ». La technique n'ayant pas montré des scores de reconnaissance particuliers (92.92%) comparés aux méthodes spatiales (92.48%), nécessitait davantage d'améliorations, notamment dans sa partie extraction des caractéristiques.

Quant à une autre application pour la détection de différents défauts en laminage à froid, la transformée de fourrier a été utilisée dans la phase de prétraitement pour améliorer l'image, en éliminant les zones sans intérêt, notamment l'arrière plan du défaut ; puis revenir au domaine spatial grâce à la transformée inverse. L'application a nécessité un apprentissage avec une taille de partition, conséquente, de 75% pour une partition de test de 25% de l'ensemble de la base de défauts exploitée, et a permis d'atteindre un taux d'identification à hauteur de 97.9%, [87]. De façon générale, les approches basées sur la transformée de fourrier, comme technique purement fréquentielle, restent moins performantes, notamment là où le défaut est d'aspect dispersé et est largement mêlé aux zones homogènes, tels que le cas de la calamine incrustée. Les fréquences, correspondant aux zones saines, restent difficiles à manipuler sans affecter celles comprenant le défaut.

2.3.2.2.2 Les Ondelettes

Tenant compte de ce qui est énoncé plus haut, les différentes méthodes et combinaisons présentent des avantages et des inconvénients, qu'elles traitent du domaine spatial ou fréquentiel. La sensibilité des méthodes spatiales au bruit et les effets du filtrage lors du débruitage, ou l'inadéquation des méthodes purement fréquentielles, lorsqu'il y a besoin de localisation spatiale du défaut ou de caractérisation de défauts locaux et très réduits, à partir de zones images de taille conséquente, justifient l'intérêt porté aux méthodes spatio-fréquentielles, que sont les ondelettes « Wavelet ».

Depuis son introduction, ce concept n'a pas cessé d'évoluer grâce aux différentes contributions, pour disposer aujourd'hui de différents types d'ondelettes (Haar, Gabor, orthogonales, multi-résolution, Daubechies, etc.), qui connaissent un large domaine d'application en traitement du signal (signaux acoustiques, électronique de puissance,

contrôle non destructif, procédés chimiques, analyse des signaux aléatoires) et en traitement d'image (Compression, images satellite, système de vision, Bioinformatique, etc.) [88].

Ainsi, dans le cadre d'application de détection de défauts de surface de produits plats en laminage à chaud, plusieurs types d'ondelettes (Haar, Daubechies, biorthogonal et multiwavelet), ont été appliquées sur des images subdivisées en blocs de 32x32 pixels et sans chevauchement, pour extraire des caractéristiques et les évaluer dans la détection de vingt quatre types de défauts. Les résultats ont montré qu'avec un taux de classification dépassant les 99%, les ondelettes de Haar, à trois niveaux de décomposition, se sont avérées mieux adaptées que les autres types d'ondelettes, ou la segmentation basée sur la texture (moyenne, écart type, moment d'ordre 3, entropie, etc.), ou encore les méthodes de seuillage [44]. Tandis que dans une autre approche, une variante de la transformée en ondelettes discrète a été employée pour minimiser les fausses alarmes causées par les défauts de calamine et traces d'eau, dans un processus de laminage à chaud de tôles fortes. Combinée aux traitements morphologiques ainsi que la transformée de Radon, la procédure, relativement complexe, a permis d'atteindre un taux de détection plutôt modeste, d'environ 90.3%, pour un total de 563 images testées [89]. Les méthodes basées sur les ondelettes ont été estimées moins prometteuses lorsqu'il s'agit de détecter des défauts très fins. Dans une étude portant sur une classification binaire (présence/absence de défaut) dans l'industrie textile, une autre approche, basée sur les paquets d'ondelettes, a été privilégiée pour éviter que les sub-images, résultant de la décomposition classique de la transformée en ondelettes, ne comprennent que des basses fréquences, alors que l'objet d'analyse est un produit hautement texturé. La correcte détection des 75% de défauts, parmi les 16 testés, a été jugée satisfaisante [56, 90].

2.3.2.2.3 Filtrage de Gabor

La pertinence et l'efficacité des méthodes d'analyse conjointe des images, dans le domaine spatiale et fréquentiel, telle qu'avec la transformée de fourrier à court terme ou les ondelettes de haar, a conforté les chercheurs dans le choix du concept, et a suscité d'avantage d'intérêt pour son développement. Les filtres de Gabor en sont également la variante largement utilisée dans le domaine de la détection des défauts, car très appropriée pour l'extraction de caractéristiques fréquentielles de la texture d'une zone bien définie dans le domaine spatial. Avec une simple démarche, les filtres de Gabor ont permis une bonne détection de défaut (croûte, griffe et marque de rouleau) sur des tôles fortes, en exploitant

l'énergie de l'image filtrée et en y opérant un seuillage, puis une binarisation [91]. L'application n'a pas nécessité davantage de software, mais simplement, l'emploi d'un système d'éclairage spécifique à commutation, pour un meilleur contraste des défauts. Tandis que dans une étude plus récente, la détection de griffes et de tâches s'est essentiellement basée sur des caractéristiques statistiques des images résultant de l'application d'un banc de filtres de Gabor [92].

Mais, pour la détection de trous très fins « pinhole », résultant des impuretés à la surface de brames, un algorithme dédié a été développé, vue la complexité du défaut de faible taille et surtout sa grande similarité avec les effets du bruit sur une image. Dans cette approche, jugée convenable à ce type de défaut, il a été fait usage du filtrage de Gabor pour exploiter la partie imaginaire de la réponse, avec une binarisation basée sur un seuillage adaptif et des opérations morphologiques, effectuées sur des zones à présence potentielle de défauts [93].

Les ondelettes de Gabor, quant à elles, ont été utilisées à la place du filtrage dans le domaine spatial, qui, basé sur la convolution, a été estimé plus long dans [94]. Dans cette étude, les images partielles, générées par l'application de 12 ondelettes de différentes fréquences et orientations, ont permis l'évaluation du niveau de dispersion de l'énergie, avec l'hypothèse que son faible niveau reflète l'existence potentielle de défauts. Ainsi, les images sélectionnées sont recombinaées pour une réévaluation de la dispersion en tant que caractéristique essentielle dans la classification. Cette approche prometteuse, et surtout rapide, a permis la classification de quatre types de défauts, avec un taux dépassant les 90%.

De façon générale, l'intérêt des filtres de Gabor est cette possibilité de « tracker » le défaut par le filtrage à différentes échelles et orientations. Cependant, sur les lignes de fabrication, un même type de défaut pourrait survenir toujours avec la même taille et avec la même orientation ; et de ce fait, l'utilisation de tout un banc composé de plusieurs filtres s'avèrerait exagéré. Par exemple, dans le but d'une utilisation optimale du filtrage de Gabor, dans le cadre d'une application dans l'industrie textile, un algorithme a été mis au point pour la recherche du filtre le plus approprié pour une détection supervisée. La procédure a été basée sur l'utilisation d'un banc de filtres appliqué sur une image de référence qui a été subdivisée en blocs. Les nombres correspondant à l'échelle et à l'orientation ont été choisis de manière provisoire à des fins d'étude, et les réponses de chaque filtre ont ensuite été évaluées

sur la base de leurs moyennes. Le filtre retenu a été celui dont les nombres d'échelle et d'orientation permettaient de satisfaire le critère établi. La procédure a été estimée satisfaisante, notamment lorsqu'il s'agit de rechercher des défauts locaux et non étalés sur toute la surface [95].

2.3.2.2.4 Méthodes basées sur les modèles

Les approches basées sur les modèles s'intéressent généralement aux motifs présents dans l'image, en d'autres termes, à l'analyse de la texture, qui est considérée comme étant un élément révélateur des défauts. Partant de l'idée qu'une texture peut être assimilée à la réalisation d'un processus aléatoire, obéissant à une loi de probabilité dans l'espace de l'image, elle peut être modélisée et servir de base dans la détection de défaut [56]. Ainsi, dans les industries telles que celles du textile, du bois ou de l'acier, où la texture apparaît visuellement (à grande échelle) régulière, mais reste complexe et à variations aléatoires (occurrence du défaut, ses caractéristiques, présence de bruit, etc.) au niveau local, on note une large application de modèles probabilistes tels que les champs de Markov « GMRF », le modèle de Poisson, les modèles basés sur le partitionnement « Clustering » et autres modèles basés sur les Fractales « Fractal based model » [96-98, 73, 87]. Dans une approche, pour la reconnaissance de six classes de défauts de surface de feuilles laminées en acier, par logique floue «Fuzzy logic engine», l'étude des propriétés fractales caractérisant la structure a été employée. Néanmoins, estimée insuffisante pour la reconnaissance et la classification, les mesures fractales (lacunarités et dimensions), extraites, ont été combinées à d'autres mesures euclidiennes pour former un vecteur de caractéristiques plus pertinent. Un score de reconnaissance à 85-95% des six classes de défauts, composées chacune de vingt échantillons, était encourageant. Cependant, l'auteur a mis l'accent sur le nombre important de calculs à effectuer, et la nécessité de disposer de puissance de calcul, pour non seulement permettre d'améliorer les temps de réponse du système, mais aussi sa précision, grâce à la construction de vecteurs de caractéristiques plus élaborés [73]. Tandis que, dans le but de minimiser la vitesse de classification, notamment lorsqu'il s'agit de reconnaître en fin de traitement, un ensemble de défauts multi-classes, des mesures de dimensions multifractales ont été employées comme première étape, dans la segmentation d'images pouvant contenir l'un des 5 défauts de surfaces laminées à froid [87]. Ces mesures ont été utilisées dans un vecteur de

caractéristiques, conjointement à d'autres paramètres de zones d'intérêt repérées (Variance, moyenne des variances, valeur max. du vecteur, etc.).

2.3.3 Approches appliquées en classification des défauts

La finalité dans un système de vision pour l'inspection des surfaces de produits est la classification. Selon l'application, une surface peut faire l'objet d'une classification binaire (saine/défectueuse), indépendamment du type défaut occurrent, pour servir d'indicateur qualité, ou servir à la labellisation des défauts dans le cas d'une identification multi-classes, pour non seulement le suivi qualité, mais aussi la recherche des causes des défauts (la maintenance) ou l'optimisation de la conduite du process. De ce fait, la classification est une tâche ardue étant donné la diversité des défauts et toutes les variabilités d'un même type de défaut. Cependant, elle est d'autant plus aisée que peut l'être efficace la phase antérieure de détection, dont résulte le vecteur de caractéristiques, outil de cette classification et qui doit être le plus discriminant possible. Ainsi, on dénombre plusieurs techniques de classification, qu'elles soient supervisées ou non supervisées, pour la reconnaissance des défauts de surfaces, et aucune n'est prétendue être standard ou idéale, vue la nature des défauts rendant complexe leurs détection et leur classification.

2.3.3.1 Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones « Artificial Neural Network » et leurs variantes ont largement été utilisés. Les résultats de deux types de réseaux « Group Method of Data Handling : GMDH » et « Multi-layer Perceptron : MLP », ont été comparés, en tant que méthodes de classification supervisée, dans la reconnaissance de cinq types de défaut locaux, en laminage à chaud. Dans une première phase, les deux réseaux ont été utilisés pour la distinction entre régions défectueuses et exemptes de défauts, donnant des scores (97%, 93%), plus favorables à MLP qu'avec GMDH (91, 88%), et il en était de même dans la reconnaissance des six classes (cinq défauts+tôle saine) avec 80% pour le premier et seulement 77%. Les scores obtenus concernent exclusivement le défaut de type local, couvrant de petites régions de l'image et n'auraient pas, forcément, été aussi performants, si les défauts étaient plus éparpillés et occupant toute la surface [99]. Les réseaux de neurones convolutifs, ou à convolution « Convolutional Neural Networks:CNN », sont d'autres variantes de ANN [100-102], qui ont été testés dans la classification de six à sept défauts en laminage à chaud avec des résultats aux environs de 99%. Leurs spécificités résident dans la non séparation des

phases d'extraction de caractéristiques et de classification, qui sont exécutées en même temps, et dans la possibilité de rechercher le meilleur compromis entre la précision de la classification et le volume de calcul à exécuter par le choix du nombre de couches et de la taille de l'image [101].

2.3.3.2 Machines à vecteurs de support (SVM)

L'alternative aux réseaux de neurones, qui s'est avérée très attractive, dans la classification des défauts de surface, réside dans les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge «Support Vector Machine: SVM ». Cette technique, qui fait partie des classifieurs linéaires, est appropriée pour la résolution de problèmes de discrimination et de régression, et est relativement plus facile à l'apprentissage [56]. Dans une démarche pour l'évaluation de la méthode SVM en classification binaire, une comparaison a été effectuée entre les résultats de la classification de cette technique et ceux d'une classification basée sur des heuristiques, posées grâce à l'expérience d'inspecteurs dans la description de défauts. Pour l'ensemble des tests de classification, menées sur 6 défauts entre grossiers et fins, tout types confondus, et appartenant à quatre bases de données, SVM a démontré la meilleure performance moyenne (94.19% contre 91.64%), [59]. En outre, dans une autre comparaison avec un réseau neuronal «Neural Network-Back Propagation: NN-BP », SVM a sensiblement surpassé cette méthode dans la reconnaissance multi-classes de défauts, tels que marques de rouleau, tâches d'oxyde, tâches d'émulsion, marque de bords et présence de débris ; avec un taux de 91.28 % contre 88.32 %. La comparaison a été basée sur des caractéristiques géométriques, de forme et de niveau de gris [103].

Par ailleurs, l'intérêt, qui a été porté au concept SVM, a été à l'origine du développement de nombreuses approches et variantes, amplement déployées en industrie. Le développement d'un algorithme pour l'identification multi-classes des défauts de surface, pour des lignes de laminage hautement automatisées, s'est exclusivement basé sur le classifieur SVM. Dans l'une des applications, la séparation des catégories de défauts dans l'espace important des données, représenté par 54 caractéristiques statistiques de chaque images, a été basée sur le noyau Gaussien «Gaussian Radial basis », paramétré de manière optimale, et retenu après comparaison avec les résultats d'autres fonctions de noyau: polynomiale et sigmoïde. Ainsi, différents types de défauts (trou, goutte d'eau, calamine,

etc.), survenant sur une ligne de recuit (début du procédé de laminage à froid), avec environ 100 variantes pour chacun, ont été classés avec des taux d'erreurs variant de 6 à 13%, [104].

L'objectif d'amélioration, constamment recherché lors de la mise en œuvre de la classification basée sur les versions basique ou améliorées de SVM, est celui de la précision de la classification et son efficacité. D'où le développement de nouvelles variantes «fuzzy support vector, granular support vector machine, generalized eigenvalue proximal support vector machine : GEPSVM » et « Twin support vector machine :TWSVM ». Cette dernière variante a été estimée quatre fois plus rapide que la version classique de SVM, car résolvant le problème de séparation des données de tailles importantes, en mettant en œuvre deux hyperplans linéaires au lieu d'un seul. Cependant, la méthode a montré certaines contraintes lors du traitement de bases de données plus contraignantes (taille trop importante, données dispersées, déséquilibrées, non étiquetées, bruitées, etc.). Les études menées, à ce niveau, ont permis la mise au point de nouvelles approches de TWSVM, en y apportant quelques modifications. Pour l'approche multi-densité «MDTWSVM », par exemple, cet apport a consisté en un élagage de certains échantillons de la partition d'apprentissage sur la base de leur densité, ou l'intégration d'échantillons non labélisés, mais qui sont assez représentatifs des données. MDTWSVM a permis la classification de sept types de défauts (griffes, crasse, trou, endommagement, fissure de bords, embouti, déformation en bosse) à un taux de 96.92% contre 92.31% pour SVM, et 93.85 pour TWSVM. Tandis que pour améliorer l'efficacité de SVM, compte tenu du décalage ou translation, de la brillance et de l'angle de vue d'un défaut du même type, et particulièrement de l'échelle et de la rotation, une nouvelle approche « Least Squares TWSVM : LSTWSVM » a été mise en œuvre. L'extraction des caractéristiques, dans ce cas, s'est basait sur un vecteur de gradient, connu pour son efficacité dans la détection des variations d'orientation et d'intensité au niveau des bords, sur une matrice de cooccurrence du niveau de gris, ainsi que sur le moment invariant, et adoptait la résolution d'équations linéaires dans la recherche des deux hyperplans de séparation. Les scores obtenus avoisinaient ceux de l'approche précédente dans la classification de six types de défauts similaires (fissure, marque, collage, endommagement, trou, embouti) [105-106].

2.3.3.3 K plus proches voisins K-PPV

Basée sur le degré de similarité d'un échantillon inconnu à ceux parfaitement identifiés et stockés en mémoire, la méthode des k plus proches voisins « K nearest neighbors » est une méthode de classification supervisée et non paramétrique. Considérée comme parmi les plus simples algorithmes de classification, elle doit sa simplicité dans le fait qu'aucun apprentissage ne prend vraiment place, c'est-à-dire, qu'il n'y a pas d'étape de détermination de paramètres d'une quelconque fonction, comme c'est le cas de beaucoup d'autres méthodes (réseaux de neurones, méthodes à noyaux, etc.). L'attrait qu'avait présenté cette méthode, dans la facilité d'interprétation des résultats, le temps de calcul et sa puissance dans la prédiction de la classe d'un échantillon, a suscité un intérêt pour l'application du concept et l'implémentation de la méthode de différentes manières, et dans différents domaines [107, 109, 41, 110-111]. Dans une évaluation pour la classification de défauts en processus de laminage à froid, la méthode KNN a démontré des résultats probants, comparée à la méthode neuronal multicouches RCE «Reilly, Cooper and Elbaum method (RCE) ». Une matrice de coût était définie pour l'évaluation de ces résultats, où pour un coût minimal de zéro la classification était considérée comme étant parfaite. Au delà du résultat rapporté, qui est de 84.3% avec un coût de 19.3 avec RCE contre 79.3 avec un coût de 15.3 pour KNN, l'étude mentionne que le coût décroît plus rapidement avec KNN et devient stable lorsque la classification est effectuée avec 10 paramètres caractéristiques. Ce constat dénote la fiabilité et la robustesse de la méthode [41]. La pertinence de cette dernière est, telle, qu'elle a fait l'objet d'implémentation dans des systèmes pour l'inspection et le nettoyage (sablage) automatique des surfaces d'ouvrages importants tels que les ponts, construits en acier et sujets au phénomène de corrosion. Six types d'oxydes ont fait l'objet de classification par KNN combinée à trois descripteurs différents : matrice de cooccurrence, Champs de Markov et l'histogramme du niveau d'intensité, d'où un ensemble de caractéristiques est extrait. L'étude a conclu par des résultats très satisfaisants avec KNN, utilisant comme entrée un vecteur de caractéristiques combinant les deux premiers descripteurs [110]. Par ailleurs, avec un taux 80% dans la classification de six types de défauts en laminage à froid (bord en dents de scie, griffe, paille, inclusion, soudure, ride), KNN a été estimée moins performante que l'application d'un ensemble imbriqués de classifieurs faibles, basés sur des caractéristiques étendues de Haar «Extended Haar rectangle features ». L'approche a effectivement démontré

un taux 94%, mais au prix d'une complexité algorithmique d'un côté et de la possible inadéquation du descripteur, pour être combiné à KNN de l'autre [111].

2.3.3.4 Cartes auto-organisatrices « SOM »

Comparé aux méthodes supervisées, où les classes des échantillons sont connues, les modèles utilisés dans la classification non supervisée doivent apprendre les relations existantes entre les données d'un ensemble. Cet apprentissage peut être alors effectué selon différents algorithmes, dont la finalité commune est la recherche de caractéristiques à même de permettre une attribution correcte de la classe à un nouvel échantillon. Ces algorithmes sont nombreux et peuvent servir à la répartition des données tels que les k moyennes « Clustering : K means », ou les réseaux de neurones non supervisés tels que les Carte auto-adaptatives. Appelées, plus communément, cartes auto-organisatrices « Self Organizing Map : SOM », elles appliquent un apprentissage non supervisé dans la cartographie de l'espace d'apprentissage de grande dimension, et le transforme en un espace plus réduit grâce à une discrétisation ; en d'autres termes, une répartition en zones. Cette technique a été employée dans différents domaines pour la classification des données, et malgré qu'elle soit estimée facile et rapide à l'implémentation, ses résultats tels que rapportés, dans plusieurs études, restent mitigés. Ses performances dépendent de la combinaison dans laquelle elle est employée, notamment le type de descripteur qui lui est présenté. Par exemple, son score est de seulement 77% à son emploi avec PCA pour la reconnaissance de trois type de défauts de forme complexe (oxydation, exfoliation et ondulation), sur des bandes laminées à froid. Tandis que son utilisation avec la transformée de Hough, pour identifier trois autres type de défauts, démontre une meilleure performance permettant l'atteinte d'une moyenne globale de 87% pour les six défauts. A noter que les défauts traités avec la transformée de Hough sont moins complexes [63]. Dans deux autres applications, pour la détection des défauts de revêtement des tôles d'acier par le zinc et celle du revêtement des routes, le calssifieur combiné à une approche, basée sur LBP, a donnée d'excellents résultats, voire zéro erreurs dans l'application sur de l'acier galvanisé [81].

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la vision industrielle pour l'inspection automatique des produits, en tant que solution efficace, rentable et sans danger pour l'expert humain, en milieu de travail. Nous avons abordé la question par, d'abord, donner un aperçu sur les objectifs des systèmes de vision, pouvant être stratégiques tels que l'augmentation de la productivité et la minimisation des temps d'arrêts, et autres purement techniques, liés au fonctionnement de pareils système, tels que l'identification des défauts avec un minimum d'erreurs et la prise en compte des considérations temps réel.

L'atteinte de ces objectifs repose sur nombre d'éléments, que nous avons exposés et qui représentent les clés de réussite d'un système de vision. Parmi ces éléments, c'est la partie intelligente du système, où s'exécutent des tâches d'analyse et de traitement de l'image, selon le processus d'inspection, dont nous avons rappelé les phases. Ce processus met en œuvre des outils algorithmiques devant posséder des propriétés qui permettent au système de répondre, convenablement, aux exigences de l'application, en termes de précision, fiabilité et vitesse.

Pour donner un aperçu sur les concepts adoptés, ainsi que les avancées réalisées en traitement et analyse des images pour l'inspection des produits, nous avons effectué, dans la partie suivante de ce chapitre, une synthèse sur l'ensemble des méthodes de détection et de classification des défauts, qu'elles relèvent du domaine spatial ou fréquentiel, et qui sont, dans beaucoup de cas, combinées, pour être appliquées dans le cadre de nouvelles approches plus efficaces, voire plus complexes. Etant donné que les techniques rapportées dans la littérature sont innombrables, la synthèse présentée se limite à la présentation de celles les plus utilisées en rappelle les divers types d'applications ainsi que quelques résultats, et met l'accent sur les applications traitant du domaine de la sidérurgie pour l'identification des défauts.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les bases théoriques de quelques méthodes parmi celles énumérées dans le présent chapitre, et qui sont employées, entre autres applications, en détection et classification des défauts de surface des produits en acier, dans les processus de laminage.

Chapitre 3

Techniques d'extraction des caractéristiques des défauts et classification

3.1 Introduction

L'objectif de l'analyse, dans les systèmes de vision, est la reconnaissance automatique d'éléments pouvant être contenus dans l'image, et à cette effet, elle met en œuvre des algorithmes dont la complexité varie d'une application à une autre, et peut aller de la simple opération sur des images (addition, soustraction,...), ou l'étude de la distribution du niveau d'intensité (calcul de moyenne, d'écart type, ..), jusqu'à l'analyse dans le domaine spectral en passant par les histogrammes, les types de seuillage, les convolutions, etc. L'implémentation de ces tâches permet à l'utilisateur d'effectuer, rapidement et de manière efficace, l'analyse d'un grand nombre d'images en fonction de la problématique posée.

L'identification des défauts de surface des produits par système de vision est un domaine de l'analyse de l'image, qui a connu l'application d'une multitude de techniques, qu'elles soient de description de l'image sans ou avec transformations, ou de classification des défauts.

En outre, un système de vision peut ne pas se contenter d'algorithmes visant seulement une grande précision, mais doit également satisfaire au critère de vitesse d'exécution des tâches, particulièrement lorsqu'il s'agit d'application en ligne. La manipulation des images implique généralement une taille de données trop importante, qui peut avoir son impact sur les temps de réponse. Par conséquent, l'une des solutions adoptée, pour dépasser ce genre de contrainte, est la réduction des données avant l'étape de la classification.

Dans le présent chapitre, nous exposons quelques exemples de techniques à usage fréquent parmi toutes les méthodes d'extraction des caractéristiques des images et de classification, et dont la pertinence a été prouvée dans de multiples applications. L'objectif et principe de base de chaque méthode sont présentés, ainsi qu'un aperçu sur les fondements mathématiques.

3.2 Techniques d'extraction des caractéristiques

3.2.1 Analyse en composante principale : ACP

3.2.1.1 Objectifs de la méthode

L'analyse en composante principale compte parmi les premiers modèles d'analyse de la covariance d'un ensemble d'individus. Employée initialement de manière graphique, pour la synthétisation de jeux de données de grandes dimensions, elle a trouvé davantage d'intérêt pour la transformation de la représentation de ces données, en vue d'une meilleure description, dans un nouvel espace plus réduit (figure 3.1).

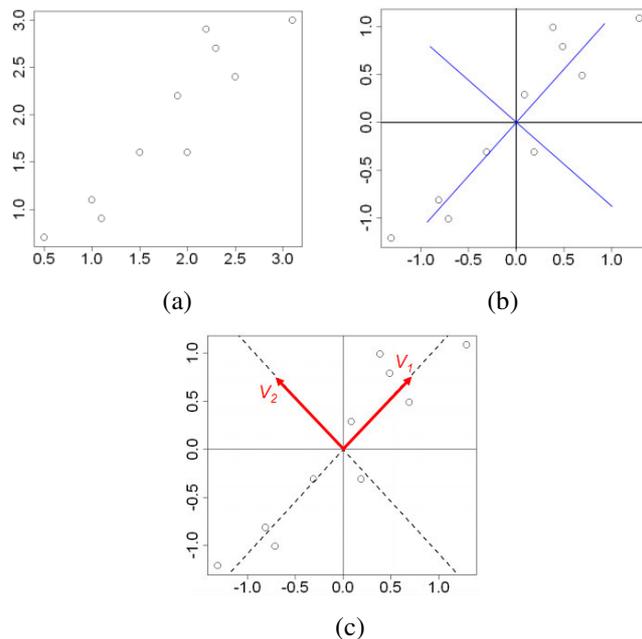


Fig. 3.1: Interprétation graphique de l'ACP. (a) : nuage de points dans l'espace initial, (b): Centrage des données, (c) : Nouvelle représentation. Par projection le vecteur principal V_1 porte la majorité de l'information.

3.2.1.2 Principe de la transformation

En traitement d'image, malgré son utilisation dans de multiples applications telles qu'en biométrie ou en industrie, L'ACP n'est pas considérée comme étant un descripteur de caractéristiques proprement dit, au vu des résultats rapportés dans la littérature [112], mais dans ce domaine, elle garde son utilité pour la réduction optimale des caractéristiques et leur normalisation.

Le nouveau sous-espace de représentation est composé de variables non corrélées et à variance maximale. Elles sont définies par les combinaisons linéaires des variables initiales.

Les individus sont ainsi projetés sur ce nouvel espace avec le minimum de perte d'information (figure 3.2).

En admettant qu'une matrice X d'observations soit constituée de m lignes et n colonnes, et W est cette transformation qui projette cette matrice dans un nouveau sous espace réduit de dimension $N' \ll N = m \times n$, la nouvelle expression des vecteurs de X est $Y = W^T \cdot X$, où les colonnes de W sont les vecteurs propres de la matrice de covariance de X .

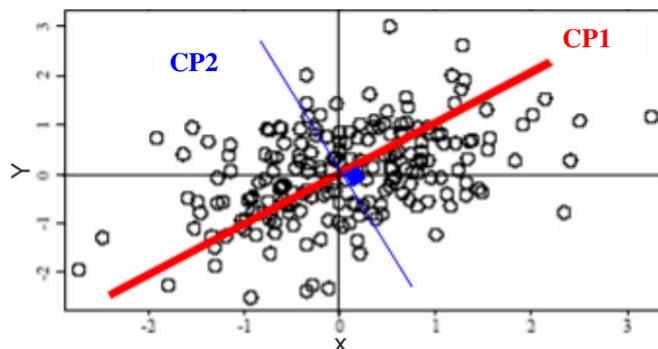


Fig. 3.2 : Projection Orthogonale des individus selon les nouvelles variables

3.2.1.3 Algorithme de représentation des images par l'ACP

En pratique, l'image de taille $(m \times n)$ pixels est souvent représentée par un vecteur dans un espace de dimension $m \times n$, trop importante pour faciliter le traitement et permettre une bonne identification des objets, d'où la nécessité de réduire cette espace.

Chaque image I_i (m, n) est transformée en vecteur Γ_i ($m \times n, 1$) dans un espace vectoriel de grande dimension ($N = m \times n$), par concaténation des ses colonnes. Il en résulte une unique matrice d'images Γ , où chaque colonne représente une image Γ_i :

$$\Gamma = \begin{pmatrix} a_{11} & b_{11} & \dots & z_{11} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ a_{n1} & b_{n1} & \dots & z_{n1} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ a_{1m} & b_{1m} & \dots & z_{1m} \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ a_{nm} & b_{nm} & \dots & z_{nm} \end{pmatrix} \quad (1)$$

L'image moyenne est calculée à partir de la matrice représentative de toutes les images, et qui est considérée comme leur centre de gravité.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (2)$$

Les données sont ajustées par rapport à cette image moyenne par :

$$\Phi = \Gamma_i - \Psi \quad , \quad \text{avec } i=1, M \quad (3)$$

La matrice de covariance est ensuite calculée. C'est la matrice de moments d'ordre 2,

$$C = \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = AA^T \quad , \quad A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M] \quad (4)$$

L'étape suivante consiste à calculer les vecteurs propres, et les valeurs propres de cette matrice de covariance C (NxN). Elle est de l'ordre de la résolution d'une image et son calcul n'est pas aisé.

A titre illustratif, pour 50 images de résolution 180x200, il est plus facile de manipuler une matrice de 50x50 au lieu 36000x36000 ; en d'autre terme, opter pour une matrice de l'ordre du nombre d'image au lieu du nombre de pixels, de la manière suivante :

Si les w_i . sont les vecteurs propres de $C = AA^T$, et les valeurs propres sont λ_i

$$\text{On a :} \quad C.w_i = \lambda_i.w_i \quad (5)$$

$$\text{D'un autre côté L défini :} \quad L = A^T.A \quad (6)$$

avec les v_i :vecteurs propres, et μ_i :valeurs propres. Donc :

$$L.v_i = \mu_i.v_i \quad (7)$$

$$\text{Soit :} \quad A^T.A.v_i = \mu_i.v_i \quad (8)$$

$$\text{Multiplié par A, donnera :} \quad A.A^T.A.v_i = A.\mu_i.v_i$$

$$\text{Sachant que } C = AA^T \text{ , l'équation peut s'écrire :} \quad C.(A.v_i) = \mu_i (A.v_i) \quad (9)$$

La forme de l'équation ci-dessus montre que $A.v_i$ et μ_i seraient respectivement les vecteurs propres et les valeurs propres de C. On peut alors écrire :

$$\begin{cases} w_i = A.v_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases}$$

Par conséquent, les valeurs propres de la grande matrice C sont obtenus en calculant tout simplement les valeurs propres d'une plus petite matrice L, telle que définie. Les vecteurs propres, quant à eux, sont obtenus en multipliant les vecteurs propres de cette même matrice L par la matrice A.

3.2.1.4 Projection dans le nouvel espace

Chaque image Γ_i est transformée sous forme de composantes dans le nouvel espace, par l'opération de projection.

$$y_k = w_k^T \cdot \Phi_i, \quad k=1, N' \quad (10)$$

Les vecteurs y_k sont appelés poids, et forment une matrice $Y^T = [y_1, y_2, \dots, y_{N'}]$, qui décrit la contribution de chaque poids dans la représentation de l'image d'entrée. Cette matrice est utilisée dans l'étape classification pour trouver quelle classe décrit le mieux l'image en entrée.

On décide qu'une image est de la classe k , lorsque ε_k , définie dans la formule de calcul de la distance euclidienne ci-dessous, est inférieure à un certain θ .

$$\varepsilon_k^2 = \|Y - Y_k\|^2 \quad (11)$$

avec Y_k : le vecteur représentant la $k^{\text{ème}}$ classe,

Les informations issues de l'ACP, telles que les valeurs propres, peuvent à elles seules être intégrées dans un vecteur de caractéristiques d'image, comme ça a été le cas dans certaines études (cf. Chap. II), et être prises en compte dans la procédure de classification des défauts.

3.2.1.5 Réduction du nombre de vecteurs propres

L'importance de l'information portée par chaque vecteur propre peut être évaluée par :

$$Taux = \frac{\lambda_k}{\sum_{i=1}^N (\lambda_i)} \quad (12)$$

Avec : N le nombre de vecteurs propres, et k représente le vecteur évalué.

Le niveau de réduction des données est un élément critique dans l'ACP, car déterminant dans la représentation optimale de l'image projetée. Seuls les vecteurs propres, qui ensemble, apporteraient l'information maximale sont ainsi conservés. Ces vecteurs correspondent aux plus grandes valeurs propres qui leurs sont respectivement associées, et la problématique, pour cette méthode, concerne le nombre de vecteurs propres à choisir pour définir le nouveau sous-espace, et différentes approches sont appliquées dans ce cadre. Les études menées se basent pour la plupart sur l'expérimentation et la recherche du nombre optimal de vecteurs, tenant compte de leur impact sur le taux de représentation de

l'information, reconstruite par combinaison linéaire de ces vecteurs, et comparée à l'information en entrée.

En pratique, Il est possible de décider du taux d'information D que l'on souhaite conserver en se basant sur les valeurs propres les plus importantes [113], formant l'ensemble $\text{Tri} \{\lambda_i\}$ avec $i=1, \dots, N'$ et tel que :

$$\sum_{i=1}^{N'}(\lambda_i) = D \quad (13)$$

Et de manière générale, les résultats sont intéressants avec un niveau de réduction à hauteur de 75 à 80% (recommandé à 75% dans [112]).

3.2.2 Filtres de Gabor

A leurs développement, les transformations fréquentielles permettaient une analyse complète dans le domaine spectral, mais présentaient l'insuffisance de ne pas pouvoir localiser dans le temps tout changement du signal. C'est alors qu'apparaissaient d'autres transformations telles que celle de Dennis Gabor.

3.2.2.1 Enoncé du principe

Le principe repose sur une approche de l'analyse temps-fréquence, non pas par des fenêtres rectangles, à durée finie comme les transformées de Fourier, mais par des signaux gaussiens. Ainsi, un filtre de Gabor (figure 3.3) est un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle est une sinusoïde, modulée par une fonction gaussienne [114].

Généralement le filtrage de Gabor consiste à créer tout un banc de filtres avec différentes échelles et orientations, pour être convolués au signal/image et donner une réponse dans ce qui est communément appelé espace de Gabor.

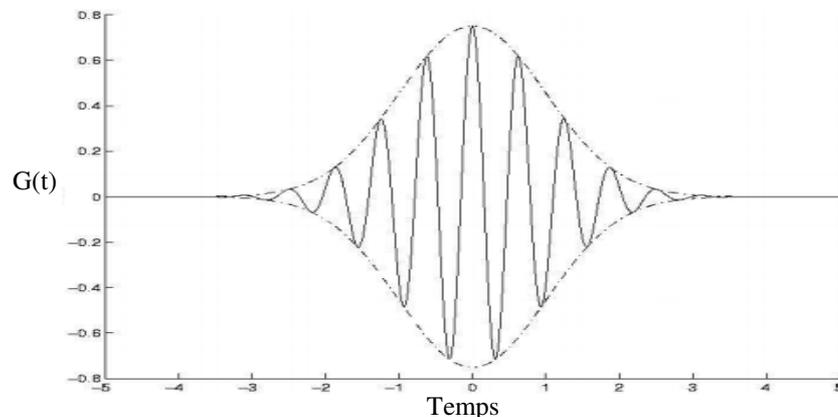


Fig. 3.3: Représentation unidimensionnelle de la fonction de Gabor

3.2.2.2 Formulation mathématique

La fonction de Gabor à deux dimensions est celle utilisée en traitement d'image. Elle peut être exprimée dans le domaine spatial par la relation suivante :

$$G(x, y)_{\theta, \lambda, \phi} = e^{-\frac{(s_x^2 + \gamma^2 s_y^2)}{2\sigma^2}} e^{j\left(\frac{2\pi}{\lambda} s_x + \phi\right)} \quad (14)$$

$$\text{Avec} \quad \begin{cases} s_x = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \\ s_y = -x \sin(\theta) + y \cos(\theta) \end{cases} \quad (15)$$

Où θ est l'orientation de la direction étudiée, λ est la longueur d'onde de la sinusoïde ou échelle, Φ est sa phase, σ est l'écart type de l'enveloppe gaussienne, et γ un ratio spatial dépendant des écarts types (σ_{s_x} et σ_{s_y}) de la gaussienne selon les deux axes abscisses et ordonnées [115].

Cette réponse impulsionnelle est une fonction complexe ; qui peut être utilisée en tant que telle, ou partagée en parties réelle et imaginaire pour être utilisées individuellement.

$$g_1(x, y) = \exp\left(\frac{-(s_x^2 + \gamma^2 s_y^2)}{2\sigma^2}\right) \cos(2\pi f s_x) \quad (16)$$

$$g_2(x, y) = \exp\left(\frac{-(s_x^2 + \gamma^2 s_y^2)}{2\sigma^2}\right) \sin(2\pi f s_x) \quad (17)$$

Avec f la fréquence de la sinusoïde,

L'image filtrée, est obtenue par la convolution de l'image d'entrée avec le filtre de Gabor [116-117] :

$$I_F(x, y, \theta, \lambda) = I(x, y) * G_{\theta, \lambda, \phi}(x, y) \quad (18)$$

3.2.2.3 Application à l'extraction des caractéristiques d'images

Les filtres de Gabor ont été trouvés particulièrement appropriés pour la description de la texture des images. Ils sont efficaces dans la détection, par exemple, de tout contenu fréquentiel spécifique, son orientation et sa localisation dans l'espace de l'image. En pratique, l'image à filtrer contiendrait des objets (défauts) de différentes tailles et orientations, c'est la raison pour laquelle l'application du filtrage de Gabor est généralement effectuée selon une approche multi-résolution. En d'autres termes, les filtres sont appliqués par bancs à plusieurs valeurs d'orientation et d'échelle « scale (frequency) », dont le but est de détecter toutes les variations à ce niveau.

Il est établi que pour une image en entrée $I(x_0, y_0)$, qui est l'équivalent de I avec une rotation de ρ , un rapport d'échelle de a et un facteur de multiplication d'intensité c , la réponse du filtre est :

$$G_{\Gamma}(x_0, y_0, f, \theta) = cG_1(ax_0, ay_0, f/a, \theta - \rho), \quad (19)$$

Cette relation montre l'invariance des bancs de filtres de Gabor, qui ont cette capacité de détection des objets avec différentes orientations, échelles et translations, comme rapporté dans les études concernant cette propriété d'invariance [118-119].

- **Choix des paramètres**

Un banc de filtre est naturellement composé de plusieurs filtres. En couvrant de larges zones, les basses fréquences vont représenter des formes locales avec peu de détails, tandis que les hautes fréquences, qui vont couvrir des zones plus étroites, vont fournir une information pointue sur les formes locales. Par conséquent, les filtres de Gabor sont appelés à coder les variations présentes dans l'image à différents niveaux de détail [116].

Pour une couverture convenable des zones de l'image, dans le but d'une collecte maximale des détails, il est établi que les angles correspondant aux différentes orientations doivent être espacés de manière uniforme [120].

$$\theta_i = i2\pi/n, \quad i = \{0, \dots, n-1\} \quad (20)$$

Où θ_i est la $i^{\text{ème}}$ orientation et n est le nombre total des orientations.

L'impact du changement d'échelle des filtres sur la collecte de l'information, contenue dans l'image, n'a été étudié que lorsque la notion d'ondelette, originellement traitant de l'étude classique temps-fréquence, a été introduite au domaine d'étude temps-échelle [121]. Il ressort de ces travaux que :

$$f_i = k^{-l} f_{\max}, \quad \text{avec } l = \{0, \dots, m-1\} \quad (21)$$

Avec f_{\max} est la fréquence maximale que peut prendre un filtre, et k est le facteur d'échelle.

Le nombre de filtres dans le banc résultant de l'utilisation de ces coefficients est de $n \times k$.

- **Limitations de la méthode**

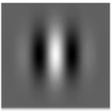
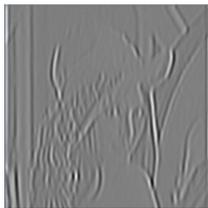
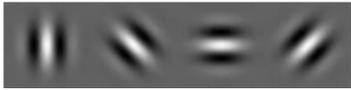
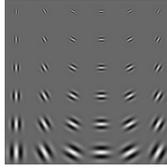
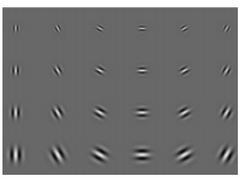
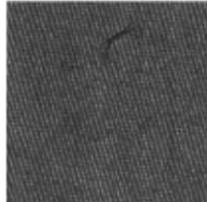
Bien que cette méthode de filtrage semble infaillible avec cette capacité de détecter les moindres détails des variations contenues dans l'image, on note déjà la difficulté, dans certains cas, d'ajuster ses paramètres pour retrouver la bonne sélection. Ceci est étroitement lié à la nature de l'image à analyser et son contenu.

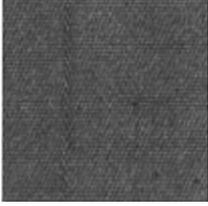
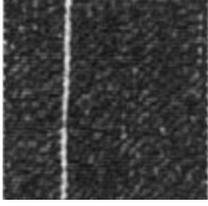
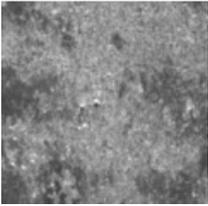
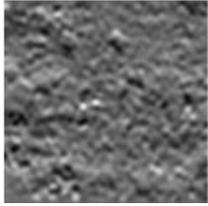
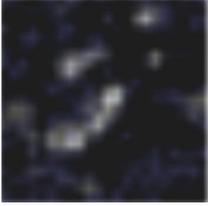
Pour maximiser l'efficacité du filtrage, en cernant tous les détails, le banc pourrait être conséquent en termes de nombre de filtres utilisés, ce qui pourrait être coûteux du point

de vue temps de calcul. Par conséquent, il est important de rechercher le bon compromis pour une utilisation optimale des filtres de Gabor.

3.2.2.4 Exemples en images de l'impact du filtrage

Tableau 3.1 : Représentation d'images objets du filtrage de Gabor. Le degré de marquage des formes diffère d'une image à une autre selon l'application et le type de banc de filtres appliqué.

Application générale [117]			
Type de Filtre	Réponse impulsionnelle	Image filtrée	Observations
Un filtre avec simple orientation			Contours perpendiculaire à l'orientation sont plus marqués
Banc avec orientation multiples			Plus de contours sont marqués
Banc de filtres à plusieurs fréquences			Plus de netteté en nombre de contours et leurs épaisseurs
Banc de filtres à plusieurs directions, fréquences, et en tenant compte de l'écart type de l'enveloppe (pour éviter la déformation du filtre)			Permet d'obtenir des résultats très fins
Exemple d'applications industrielles			
Application	Image acquise	Image filtrée	
Surface de matières textiles avec défauts, filtrées avec banc de Gabor, à plusieurs échelles et orientations (S=4, Fl=1/16) [95].			

		
<p>Surfaces métalliques (défauts de trous fins, traces de collage) filtrées par banc de Gabor, à plusieurs échelles et orientations (S=2, 6 orientations) [93].</p>		
		

3.3 Techniques de classification

3.3.1 Machines à vecteurs de support « SVM »

Le développement de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik et Alexey Chervonenkis a été à l'origine des machines à vecteurs de support « Support vector machine : SVM ». Dédiées à l'apprentissage supervisé, dans la résolution des problèmes de discrimination et de régression, ces machines ont été utilisées dans différentes applications y compris la vision par ordinateur, et ont montré de grandes capacités à traiter des données de taille importante, voire concurrencé les réseaux de neurones dans des applications de reconnaissance de l'écriture manuscrite. Contrairement aux méthodes statistiques classiques où les données sont réduites pour améliorer les performances, les SVMs augmentent leurs dimensions et s'appuient ce qui a été appelé le facteur de marge [122-123].

3.3.1.1 Principe

Les SVMs sont une généralisation des classifieurs linéaires. Ainsi, en discrimination, leur objectif est d'affecter une classe à chaque échantillon. En d'autres termes, réaliser la séparation des données selon les classes auxquelles elles appartiennent. Elles se basent, pour

cela, sur la recherche d'un hyperplan pouvant effectuer au mieux cette séparation, et dont la complexité varie d'un ensemble de données à un autre [124-125].

3.3.1.2 Positionnement des données

Le cas le plus évident concerne des variables qui sont linéairement séparables, telles que le cas d'un nuage de points représenté dans un plan à deux dimensions et appartenant à deux classes différentes $\{+1, -1\}$; le zéro en est le plan séparateur. Cependant, même avec des données linéairement séparables, la situation peut être un peu plus compliquée, où le choix n'est pas unique (figure 3.4.). Dans ce cas, avec SVM, le choix le plus pertinent est celui de la surface de décision la plus éloignée des données les plus proches de chaque classe, afin de minimiser la sensibilité au bruit

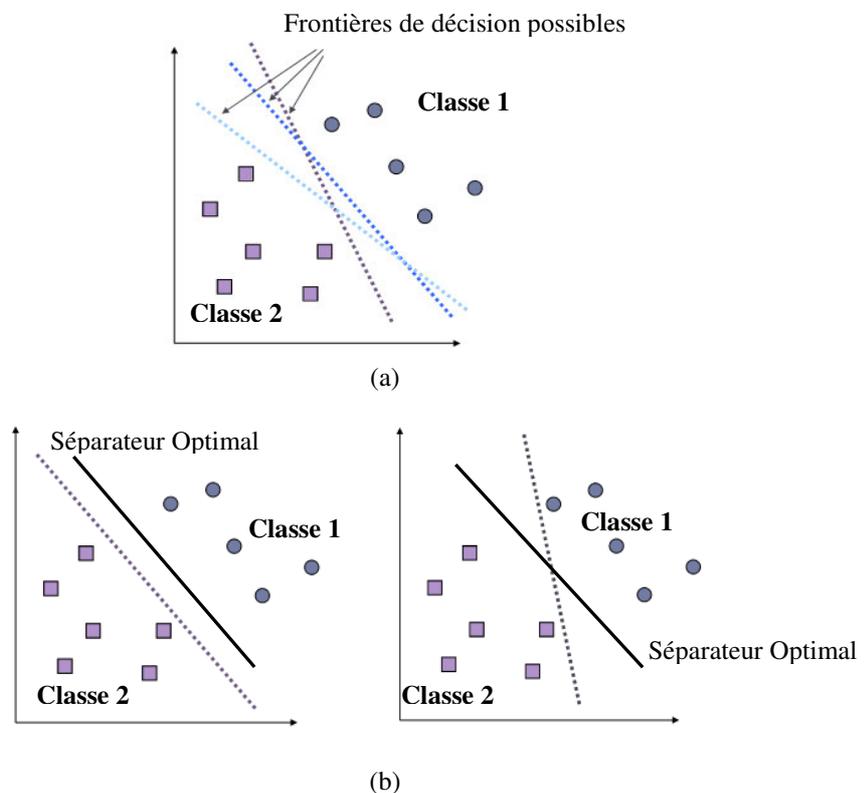


Fig. 3.4 Choix de séparateur de données : (a)- Cas de choix multiples, (b)- Cas de choix mal avisés et choix optimal

Pour les cas plus complexes, où par exemple, tous les points de la classe 2 sont entourés d'un nuage de point de classe 1, à priori non séparables, la recherche de séparateur linéaire est compliquée, voire impossible. La méthode applique des fonctions de noyau pour surmonter cette contrainte.

3.3.1.3 Séparation linéaire

Le principe de la séparation, par l'hyperplan, consiste à trouver une bande séparant les deux classes, qui soit la plus large possible et sans aucune présence d'échantillon à l'intérieur. Les vecteurs supports sont les points qui sont les plus proches de l'hyperplan et doivent donc être à la limite de la marge.

Ainsi pour un ensemble de données $\{x_i\} = \{x_1, \dots, x_n\}$, dont les classes sont $y_i \in \{1, -1\}$,

L'équation d'un hyperplan est donnée par : $\langle w, x \rangle + b = 0$ (22)

Avec $\langle w, x \rangle$, un produit scalaire et b un réel,

Le meilleur hyperplan de séparation est celui pour lequel w et b sont tels que $\|w\|$ est minimisé dans l'équation (22). Ce qui revient à un problème d'optimisation quadratique, traité par des algorithmes dédiés, utilisant les multiplicateurs de Lagrange pour résoudre :

$$\begin{cases} \frac{1}{2} \|w\|^2 \text{ est minimum} \\ \text{Avec } y_i(x^T w + b) \geq 1 \quad i = 1 \dots, n \end{cases} \quad (23)$$

Les vecteurs supports sont ceux pour lesquels l'équation vaut 1, tels que représentés dans la figure ci-dessous.

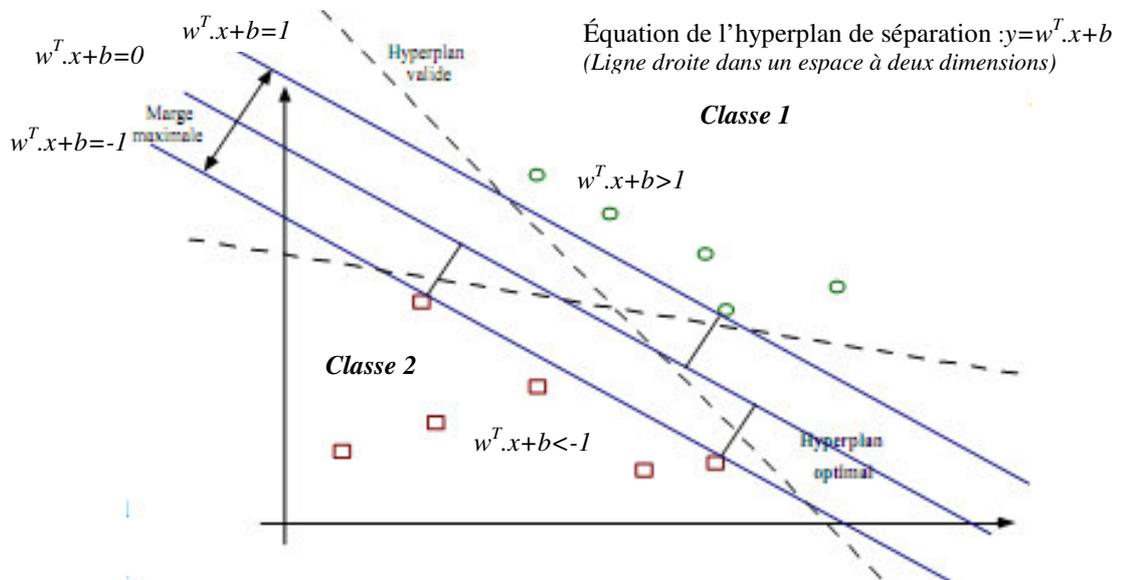


Fig. 3.5 : Représentation d'un hyperplan à marge maximale

Dans ce cas, la fonction (en intégrant les multiplicateurs de Lagrange) à optimiser sous contrainte, est celle donnant la marge maximale et dont l'expression est:

$$\begin{cases} L_p = \frac{1}{2} \|w\|^2 - \sum_i \alpha_i \{(x^T w + b)y_i - 1\} \\ \alpha_i \geq 0 \quad \forall i \end{cases} \quad (24)$$

La reformulation du double problème d'optimisation revient à écrire l'équation (25) qu'il faut maximiser en fonction de α_i :

$$\begin{cases} L_D = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i^T x_j) \\ \alpha_i \geq 0 \quad \forall i \\ \sum_j \alpha_j y_j = 0 \end{cases} \quad (25)$$

Dans la recherche des extremums, plusieurs α_i sont nuls. w est alors une combinaison linéaire d'un petit nombre de données. Les paramètres de la surface de décision sont déterminés par les vecteurs supports x_i , avec $\alpha_i \neq 0$:

$$\hat{w} = \sum_i \alpha_i y_i x_i \quad , \quad \hat{b} = y_s - \sum_i \alpha_i y_i (x_i^T x_s) \quad (26)$$

Avec (x_s, y_s) : un vecteur de support arbitraire pour trouver \hat{b}

Pour une nouvelle donnée z , elle est de la classe 1 ou 2 selon que le résultat de l'équation (27) est positif ou négatif :

$$\hat{w}^T z + \hat{b} = \sum_i \alpha_i y_i (x_i^T z) + \hat{b} \quad (27)$$

3.3.1.4 Données non séparables

Le principe de recherche de l'hyperplan avec la marge maximale, dans le cas précédent, présente une limitation, car ne prend en charge que des cas simples.

Pour répondre au cas où les données sont, à priori, non séparables, la notion de marge douce est introduite, telle que représentée sur la figure 3.6.

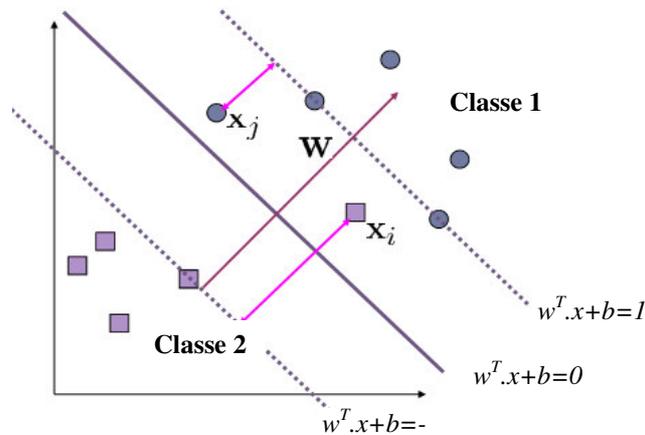


Fig.3.6 : Exemple de données non séparables linéairement

La recherche des vecteurs supports passe par la minimisation du critère ci-dessous, avec de nouveaux paramètres introduits :

$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i s_i$$

Où s_i est l'erreur de marge et C est un paramètre de compromis. L'erreur introduite doit satisfaire les conditions ci-dessous :

$$\begin{cases} x^T w + b \geq 1 - s_i & y_i = 1 \\ x^T w + b \leq -1 + s_i & y_i = -1 \\ s_i \geq 0 & \forall i \end{cases} \quad (28)$$

La résolution de ce problème relève également de l'optimisation, dont les calculs sont très complexes. La solution dans SVM réside alors dans un changement implicite de l'espace (plus important), pour ramener cette situation au cas des données linéairement séparables. Cette transformation (figure 3.7) est possible grâce aux astuces des fonctions Noyau de cette méthode.

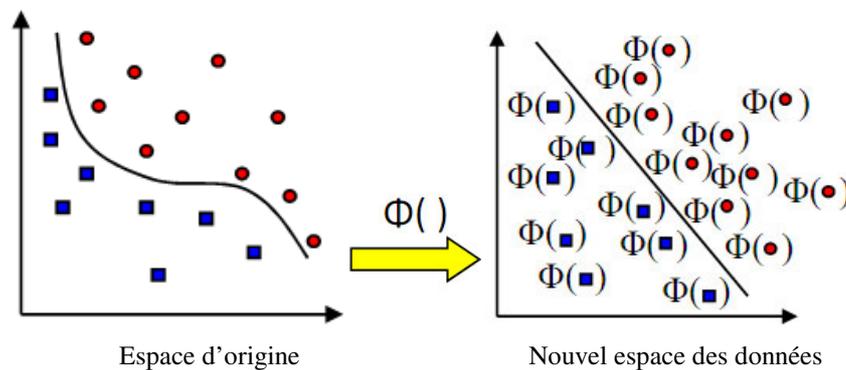


Fig. 3.7 : Représentation de la transformation de l'espace des données d'entrée vers le nouvel espace de séparation linéaire des données

- **Types de fonction noyau**

La fonction noyau $K()$ est définie telles que pour deux vecteur x et y , il existe une fonction $\Phi()$, où :

$$K(x,y)=\langle \phi(x)\phi(y)\rangle \quad (29)$$

La connaissance de K permet de calculer indirectement le produit scalaire $\Phi()$, sans avoir besoin de l'expression de $\Phi()$. Plusieurs fonctions de noyau sont prédéfinies dans SVM, et dont l'expression de quelques unes est comme suit :

- Noyau polynomial de degré d

$$K(x,y) = (x^T y + 1)^d \quad (30)$$

- Noyau à fonction à base radiale de dispersion σ

$$K(x, y) = -\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2} \quad (31)$$

- Sigmoide avec paramètres κ et θ

$$K(x, y) = \tanh(\kappa x^T y + \theta)^d \quad (32)$$

SVM est considérée comme étant une méthode robuste, avec la possibilité de gérer l'erreur selon la complexité du problème ainsi qu'avec l'avantage que présentent les fonctions de noyau ci-dessus, permettant la résolution du problème de données non séparables. Cependant, un inconvénient réside dans le choix de la fonction à appliquer selon le cas.

3.3.2 Méthode des K Plus Proches Voisins (Kppv)

L'évaluation de la similarité des objets est à la base de l'arsenal de méthodes statistiques développées en classification. Deux objets, dont les caractéristiques sont très proches, ont de forte chance d'appartenir à la même catégorie ou classe. Bien que le concept parait trop simple et intuitif, l'efficacité prouvée, dans son application, en a fait un outil largement, mais pas assez adopté, notamment lorsque la taille des données à traiter ne dépasse pas un certain niveau [126].

3.3.2.1 Principe

La classification par la méthode des K plus proches voisins : Kppv « K- nearest neighbors :KNN », appelée parfois aussi «Memory-based learning», se base exclusivement sur le concept de similarité. Un exemple dont la classe d'appartenance est inconnue, est étiqueté sur la base de sa similarité avec les exemples d'un ensemble d'apprentissage, dont les classes sont parfaitement identifiées (étiquetés/Classés), (figure 3.8). Cette similarité est appréciée selon une distance « matching distance », qui séparent les exemples du candidat à classer [127].

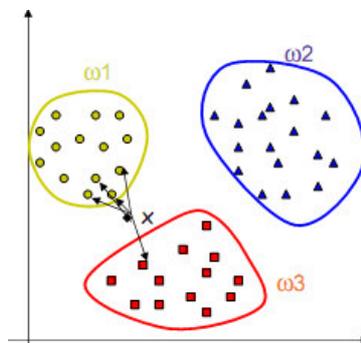


Fig. 3.8 : Exemple de voisinage d'un échantillon à classer

Dans l'illustration ci-dessus, avec trois classes d'exemples d'apprentissage, x est plutôt de la classe ω_1 . Car parmi ses cinq plus proches voisins pris en considération ($k=5$), quatre appartiennent à la classe ω_1 et un seul à la classe ω_3 . En d'autres termes, x a une majorité de ses plus proches voisins qui sont de la classe ω_1 . Dans le cas où $k=1$, x aurait tout simplement été affecté à la classe de son unique plus proche voisin.

3.3.2.2 Propriétés

La K plus proches voisins est une méthode, utilisée en classification et en régression. N'utilisant aucune hypothèse de départ sur les données (mixture de distributions gaussiennes, données séparables...), elle est classée parmi les méthodes supervisées et non paramétriques. Le temps de calcul, dans la phase de test, est supposé être plus long avec kppv comparé à d'autres techniques, mais cela se fait aux dépens du temps consacré à la phase d'apprentissage, qui n'existe pas vraiment dans cette méthode. Aucune recherche, d'une quelconque fonction discriminante, n'est effectuée pour être généralisée. La décision de classification est rendue seulement sur la base du set d'apprentissage (données de référence, labellisées et stockées en mémoire). Néanmoins, kppv doit disposer, durant la phase de test, de toute la base d'apprentissage ; ce qui serait une contrainte en termes d'espace de stockage, contrairement à d'autre méthodes telle que SVM, où l'algorithme peut éliminer les vecteurs non supports [128].

3.3.2.3 Notion de distance

La notion de distance revêt une grande importance en classification. Elle peut être calculée de différentes façons (Euclidiennes, Mahalanobis, Manhattan, Cosinus...). L'expérience a montré que pour un problème donné, une distance choisie pour l'évaluation de la similarité, peut s'avérer mieux convenable que d'autres. Néanmoins, dans la plupart des cas, plus d'un type de mesure de distance pourrait convenir pour une application donnée [129-130], et la plus appropriée est sélectionnée sur la base de critère bien défini. Par exemple, dans les méthodes supervisées, l'erreur de classification est prise en compte. Tandis que dans les méthodes non supervisées, l'adoption d'un type de mesure peut reposer sur l'évaluation, par expérience, des partitions « clustering » obtenues comme résultat de classification, ou bien par le calcul de ratio entre la variance intra-partition et inter-partition.

Pour la méthode kppv les distances ci-dessous sont communément appliquées.

En admettant que $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ est un vecteur caractéristique d'une image et $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$ le vecteur candidat à la classification, le calcul de distance peut être exprimé par :

$$\text{La distance Euclidienne (valeurs continues) : } \text{dist}(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (33)$$

$$\text{La distance de Manhattan (valeurs continues) : } \text{dist}(X, Y) = \sum_{i=1}^m |x_i - y_i| \quad (34)$$

$$\text{La distance de Hamming (valeurs discrètes) : } \text{dist}_H(X, Y) = \sum_{i=1}^m |x_i - y_i| \quad (35)$$

$$\text{Où : } \begin{cases} X = Y \Rightarrow \text{dist}_H = 0 \\ X \neq Y \Rightarrow \text{dist}_H = 1 \end{cases}$$

3.3.2.4 Choix du nombre k des proches voisins

Le nombre (K) représentant le nombre de voisins, à prendre en considération, est le paramètre critique dans la méthode des kppv, étant donné son impact sur la décision dans le processus de classification. La plus faible valeur que peut prendre k est 1, ce qui simplifie le problème, car l'algorithme procède à la recherche de, seulement, le voisin le plus proche pour affecter sa classe au point à classer. Cette méthode est retenue comme cas particulier des kppv, mais de cette manière, si la base est bruitée, elle peut compromettre, d'où cette approche de vote par des voisins les plus proches, où le nombre k est augmenté pour minimiser l'effet de bruit.

L'augmentation de K, pour appliquer cette dernière alternative, réduit les erreurs de classification, évidemment avec un coût en temps supérieur. Cependant, dans le cas où l'ensemble d'apprentissage est biaisé, un inconvénient de la méthode est quand même mis en évidence. En fait, les individus appartenant à la classe majoritairement présente dans la base sont, probablement, majoritairement proches voisins, et vont ainsi, dominer la décision dans la classification, étant donné leur grand nombre.

Par conséquent, le choix optimal de l'hyperparamètre k repose sur la connaissance de la base d'apprentissage, et l'évaluation des résultats obtenus par l'application de différentes valeurs.

Plusieurs approches de validation peuvent être appliquées. Parmi elles, la validation croisée « k fold cross validation », qui se base sur le taux d'erreur de test.

Pour une valeur K (de KNN) choisie, l'échantillon de données est aléatoirement subdivisé en k partitions de tailles équivalentes (figure 3.9). La première subdivision est extraite pour servir de partition de test, et le reste servira pour l'apprentissage. L'erreur de classification est alors enregistrée et l'opération est répétée k fois, avec à chaque fois, le changement de la partition de test pour se retrouver en final avec k valeurs de taux d'erreur de test calculées. Leur moyenne est retenue pour représenter l'erreur globale résultant de l'utilisation du K (KNN) choisi [131].

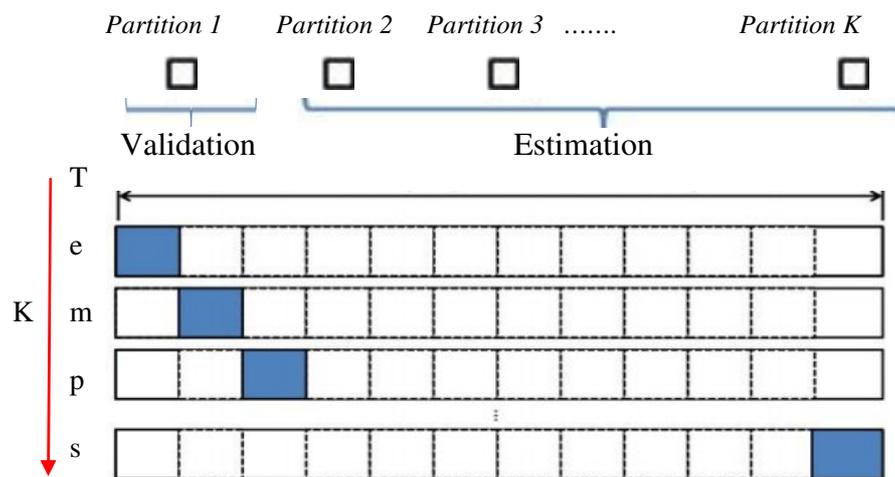


Fig. 3.9 : Répartition des données pour la validation avec « k-Fold cross validation »

La sélection du nombre de voisins K est effectuée après le test de plusieurs valeurs dont l'erreur aura été évaluée par « k-Fold cross validation ».

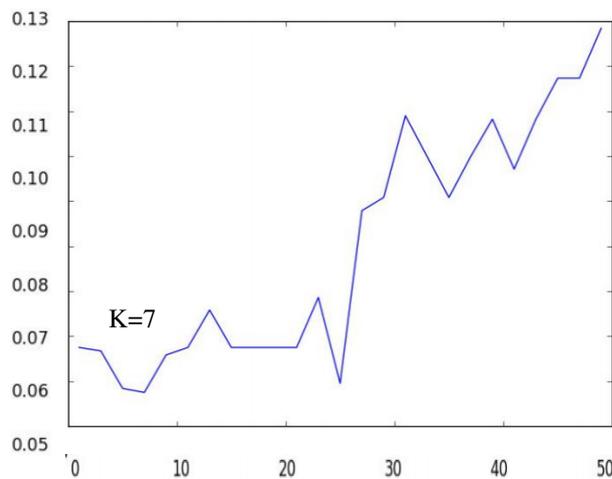


Fig. 3.10 : Exemple de sélection de K optimal sur la base de la validation croisée

3.3.2.5 Algorithme

Hypothèses : Données d'apprentissage : $X^{Train} = (x_1^{Train}, x_2^{Train}, \dots, x_n^{Train})$; Classes des données d'apprentissage : $Z^{Train} = (z_1^{Train}, z_2^{Train}, \dots, z_n^{Train})$; Données de test : $X^{Test} = (X_1^{Test}, X_2^{Test}, \dots, X_m^{Test})$; Nbre. des plus proches voisins : $K > 1$

```

Pour i=1 à m faire
    Pour j=1 à n faire
        Calculer la distance Euclidienne  $d(X_i^{Test}, X_j^{Train})$ ,
         $d_j = d(X_i^{Test}, X_1^{Train})$ 
    Fin
    % Calcul de la classe  $z_i^{Train}$ 
    % Trouver les K-ppv de  $x_i^{Test}$ 
    % Trier les distances  $d_j$  selon un ordre croissant pour  $j = 1, \dots, n$ 
    % Récupérer en même temps les indices IndVoisins avant le tri des  $d_j$ 
    % Récupérer les classes des K premiers ppv à partir des indices IndVoisins et en trouver
    la classe majoritaire
     $C_k = 0$  ( $k=1, \dots, K$ )
    Pour k=1 à K faire
         $Ind\_voisins_k = IndVoisins_k$ 
         $h = z_{ind\_voisins_k}^{Train}$ 
         $C_h = z_{h+1}$ 
    Fin
    % Trouver la classe du ppv de  $x_i^{Test}$ 
    % (la classe majoritaire de celles de ses K-ppv) :
     $z_i^{Train} = argmax_{k=1}^K C_k$ 
Fin
    
```

3.4 Conclusion

Les systèmes de vision sont les solutions basées sur des calculateurs et prévus pour l'automatisation de l'exécution d'un ensemble de tâches aussi complexes les unes que les autres. Ils doivent, par conséquent, être dotés d'algorithmes efficaces pour la prise en charge de la partie intelligente de l'application, et pouvoir ainsi répondre aux exigences de précision, d'efficacité et de temps de réponse. Le domaine étant attrayant, à plus d'un titre, et des efforts ont été déployés depuis des années en matière de développement et d'expérimentation de toute une variété de techniques.

Ainsi, dans une procédure d'inspection des produits par vision, trois types de tâches sont généralement exécutées au niveau analyse et traitement des images : l'extraction des caractéristiques discriminantes, la classification et fréquemment la nécessaire réduction des données. Le présent chapitre a été consacré à la présentation de quelques méthodes, parmi celles devant prendre en charge ces trois types d'opérations. L'objectif est de comprendre le rôle et principe de chacune d'elles, d'avoir un aperçu sur les bases mathématiques qu'elles utilisent et surtout d'en saisir le fonctionnement pour identifier les paramètres clés dans le but d'une utilisation optimale.

Les méthodes exposées sont à la base des travaux réalisés et présentés dans le chapitre suivant. Par l'application de différentes approches, des expériences ont été menées dans la détection et la classification des défauts de surface des produits plats en processus de laminage à chaud de l'acier.

Chapitre 4

Etude expérimentale et comparative

4.1 Introduction

Aujourd'hui, la tendance est au contrôle en ligne, pratiquement à tous les niveaux du processus de fabrication des produits, pour permettre l'identification de toute anomalie en temps opportun et éviter des coûts supplémentaires induits par la perte des matériaux, et par le temps et l'énergie consacrés au traitement des non-conformités.

Cette tendance, continue à booster les efforts en matière de développement et d'applications. Les travaux sont généralement menés dans des universités ou des institutions de recherche, et font l'objet de publications sur de nouvelles méthodes et sur des améliorations apportées à celles existantes ; ou sont effectués dans le cadre de relations commerciales, pour la réalisation de projets entre organisme de recherche et entreprises industrielles. Les informations à ce niveau ne sont pas, toujours, mises à disposition ou ne présentent pas les détails quant aux techniques appliquées dans la détection et la classification des défauts, sans doute, pour des raisons de propriétés intellectuelle.

Partant de la synthèse sur les méthodes utilisées dans différents domaines de l'inspection industrielle des produits et les principes de quelques techniques, présentés dans les chapitres précédents, nous proposons, dans le présent chapitre, des nouvelles approches pour la détection et la classification des défauts de surface des bandes d'aciers laminées à chaud en essayant d'améliorer les résultats rapportés, jusque là, dans de récents travaux dans le domaine, et nous réévaluons l'efficacité des approches proposées par rapport aux défauts du produit fabriqué localement.

Ce chapitre porte sur quatre sections. La première concerne l'évaluation d'approches globales dans la création de vecteurs, pour la description des images des défauts. Tandis que la nouvelle approche, proposée en section deux, est basée sur la combinaison d'un descripteur, jusqu'alors utilisé en biométrie, avec des méthodes de réduction des données pour identifier, de manière efficace, les défauts de surface de

produits plats laminés à chaud. L'extension de cette approche à une version multi-résolution est présentée dans la section suivante. Ces approches sont appliquées, à des fins de comparaison, sur une base de défauts de référence, qui a servi dans des travaux ayant fait l'objet de publications. Nous réévaluons également ces approches, dans la section quatre de ce chapitre, sur une base de données que l'on a composée avec des images de défauts des produits plats laminés à chaud, et collectés sur une ligne de production locale.

4.2 Approches globales dans la classification des défauts des produits plats en acier

Dans toutes les approches introduites au chapitre 2, l'extraction de caractéristiques discriminantes des images est une étape indispensable, et cela quelque soit le domaine industriel d'application. A cette fin, de grandes quantités d'information, dont le support est l'image, doivent être traitées et analysées. Leur taille présente généralement une contrainte en termes de ressources et de délai de traitement. Selon la nature du contenu des images, des vecteurs de description, avec taille appropriée, peuvent être construits sur la base de propriétés bien définies (moyenne, écart type, moment d'ordre 3, entropie, etc.), et directement extraites de l'image prétraitée. Mais dans des cas plus complexes, l'on doit procéder à des opérations de filtrage ou de transformations locales, pour mettre en évidence d'autres caractéristiques plus élaborées (rechercher de zones d'intérêt, contraster des bords, etc.), ce qui impose, dans un second temps, des opérations de réduction des données. Ces dernières se basent essentiellement sur le changement de la représentation des données, tout en gardant l'essentiel de l'information, et en minimisant la redondance. Deux méthodes des plus connues sont largement utilisées dans ce domaine. L'analyse par la composante principale, décrite au chapitre 3 et l'analyse discriminante linéaire.

Dans cette première approche de classification des défauts de surface de produits laminés à chaud, ces deux méthodes, dont les propriétés sont différentes, sont utilisées pour l'extraction de caractéristiques des images.

4.2.1 Analyse discriminante linéaire

4.2.1.1 Principe

Tandis que l'ACP procède à la projection des données sur des axes qui permettent leur meilleure description, et n'exigeant pas de connaissances préalables sur leurs

différentes classes, le changement d'espace, avec l'analyse discriminante linéaire, consiste à rechercher les axes qui séparent les classes lors de la projection. Cependant, la connaissance des classes d'appartenance des données est, dans ce cas, nécessaire [132].

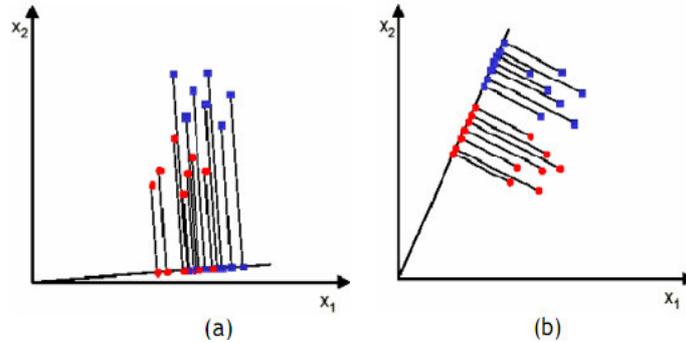


Fig. 4.1: Directions de projections avec (a) : PCA et (b) : LDA de meilleure séparation des classes

Ainsi, le principe de LDA est la maximisation de la dispersion ou de l'éparpillement interclasse "the between-class scatter matrix", et la réduction de la dispersion intra-classe "the within-class scatter matrix".

4.2.1.2 Procédure de l'Analyse discriminante linéaire « LDA »

Les images sont transformées en vecteurs et sont rassemblées dans une grande matrice Γ . L'image moyenne φ est calculée, ainsi que l'image moyenne φ_{c_i} de chaque classe.

$$\varphi_{c_i} = \frac{1}{q_i} \sum_{k=1}^{q_i} \gamma_k \quad (36)$$

Chaque image γ_k de chaque classe c_i est recentrée par rapport à la moyenne. On obtient alors une nouvelle image φ_i :

$$\varphi_i = \gamma_k - \varphi_{c_i} \quad (37)$$

Les matrices de dispersion sont calculées comme suit :

- La Matrice de Dispersion Inter-Classe (S_b)

$$S_b = \sum_{i=1}^c (\varphi_{c_i} - \varphi)(\varphi_{c_i} - \varphi)^T \quad (38)$$

- La Matrice de Dispersion Intra-Classe (S_w)

$$S_w = \sum_{i=1}^c \sum_{k \in c_i}^{q_i} (\gamma_k - \varphi_{c_i})(\gamma_k - \varphi_{c_i})^T \quad (39)$$

Avec γ_k : le $k^{\text{ième}}$ échantillon de la classe c_i , φ_{c_i} : le vecteur moyen de la classe c_i , φ : la moyenne globale de tous les échantillons, c : le nombre de classes et q_i : le nombre d'échantillon de la classe c_i .

L'objectif du calcul de ces matrices est leur utilisation dans le but de maximiser les distances interclasses (S_b), tout en minimisant les distances intra-classes (S_w). Ce qui revient à retrouver une matrice optimale de transformation W , maximisant le critère d'optimisation de Fisher $J(W)$. Donc W est optimale pour :

$$W_{opt} = \operatorname{argmax} \left(\frac{W^T \cdot S_b \cdot W}{W^T \cdot S_w \cdot W} \right) = [w_1, w_2, \dots, w_m] \quad (40)$$

Ce problème est ramené à un problème de recherche des vecteurs propres de la matrice :

$$S_w^{-1} \cdot S_b \quad (41)$$

Ainsi, la projection vectorielle d'une image apprise et réajustée par rapport à la moyenne φ_i est définie par :

$$g(\varphi_i) = W^T \cdot \varphi_i \quad (42)$$

Et la phase de reconnaissance d'une image test passe par sa projection dans le nouvel espace :

$$g(\varphi_t) = W^T \cdot \varphi_t \quad (43)$$

Pour, ensuite, évaluer sa distance par rapport aux images du modèle, avec :

$$d_{t_i} = \|g(\varphi_t) - g(\varphi_i)\| \quad (44)$$

4.2.2 Extraction des caractéristiques des défauts

En dépit de l'inexistence de standard de défauts des produits plats, sans doute vu leur propriétés aléatoires (cf. Chap. 2), les défauts sont depuis toujours détectés, analysés et catégorisés grâce à l'expertise humaine. En plus de leur utilisation dans le cadre de diagnostic de la ligne de production pour la prise de décision d'intervention, ces données sont souvent exploitées pour servir de références aux systèmes automatisés de classification.

La présente application traite des défauts de surface dont le type ou la classe est bien connue. Une telle disponibilité de connaissances préalables sur les défauts est un acquis important, qui permet d'opter pour une classification supervisée, dont les résultats sont souvent meilleurs qu'avec la classification non supervisée..

La méthode appliquée, dans cette première approche supervisée, est exécutée en deux temps: une phase d'apprentissage pour la caractérisation des images des défauts, puis leur classification dans une seconde étape. Les deux méthodes (PCA et LDA), citées

ci-dessus, servent un double objectif, qui est la réduction des données et l'exploitation de leurs composantes, les plus significatives, en tant que caractéristiques de discrimination.

Ainsi, le schéma appliqué tire profit des deux techniques, à la fois, pour dépasser les insuffisances de chacune, telle que la non inversibilité de la matrice de dispersion intra-classes, quand le nombre d'échantillons est bien plus supérieur à leur taille [133-134].

Une matrice global Γ est créée, regroupant des vecteurs de dimensions $n \times m$ qui représentent toutes les images de la base de données. Une matrice d'apprentissage Tr de taille $(n \times m) \times A$ est prélevée à partir de Γ , de manière aléatoire, et telle que chaque classe soit représentée par le même nombre de vecteurs.

Comme illustré sur le diagramme de la figure 4.2, pour cette partition d'apprentissage Tr , l'algorithme PCA est, tout d'abord, appliqué avec la normalisation des données. Ce qui résulte en un sous-espace W_{pca} , avec un niveau de réduction des données retenu à environ 80% (recommandé à 75% dans [112]).

$$W_{pca} = \operatorname{argmax} |W^T C W| = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_N] \quad (45)$$

Où C : est la matrice de covariance de Tr et w_i (1, 2, ..., N): sont les $N < A$ vecteurs propres retenus.

Dans une seconde étape, une procédure LDA est appliquée. Mais au lieu d'employer les matrices de dispersion, telles que définies plus haut, elle utilise leurs projections respectives sur le nouveau sous-espace déterminé par PCA, pour la recherche de W_{fld} , la matrice de transformation optimal de LDA, définie par le critère de Fisher, comme suit :

$$W_{fld} = \frac{W^T W_{pca}^T S_b W_{pca} W}{W^T W_{pca}^T S_w W_{pca} W} \quad (46)$$

Avec $W_{pca}^T S_b W_{pca}$ et $W_{pca}^T S_w W_{pca}$ sont respectivement les projections des matrices S_b et S_w dans l'espace PCA.

Dans l'étape suivante, le nouvel espace, obtenu par LDA, est utilisé pour la projection des images de la partition de test, donnant ainsi, les vecteurs caractéristiques des images de défauts. Le diagramme de la figure 4.2, résume la procédure appliquée dans le calcul du modèle.

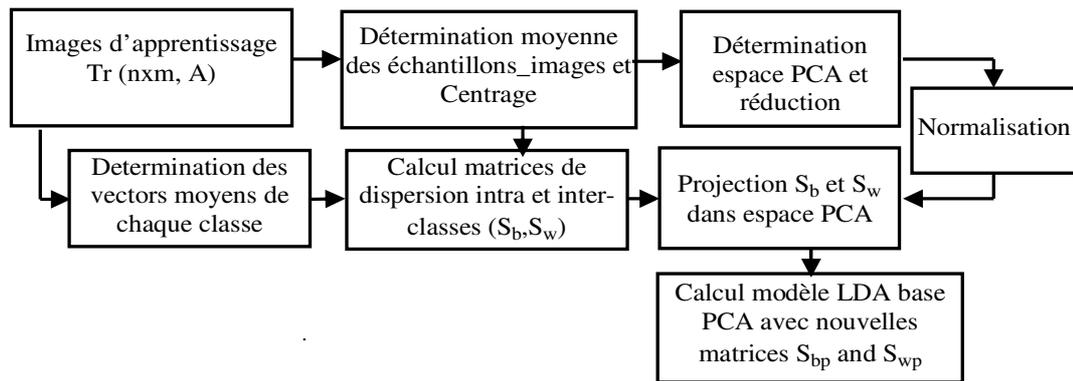


Fig. 4.2: Diagramme de présentation du concept LDA basée sur PCA pour la réduction de l'espace des données

Dans l'étape de classification, les distances de similarité sont calculées pour labelliser tous les défauts étudiés. Cette opération est effectuée avec deux techniques de classification supervisée. La méthode non paramétrique des K plus proches voisins (avec $k=3$), basée sur la distance euclidienne, et l'algorithme "multi-class SVM", avec la fonction noyau "Radial basis Kernel function Rbf".

- **Base de données**

Afin de procéder à l'évaluation des méthodes objet de cette étude, une base de données du fond documentaire d'une unité de recherche a été exploitée (figure 4.3).

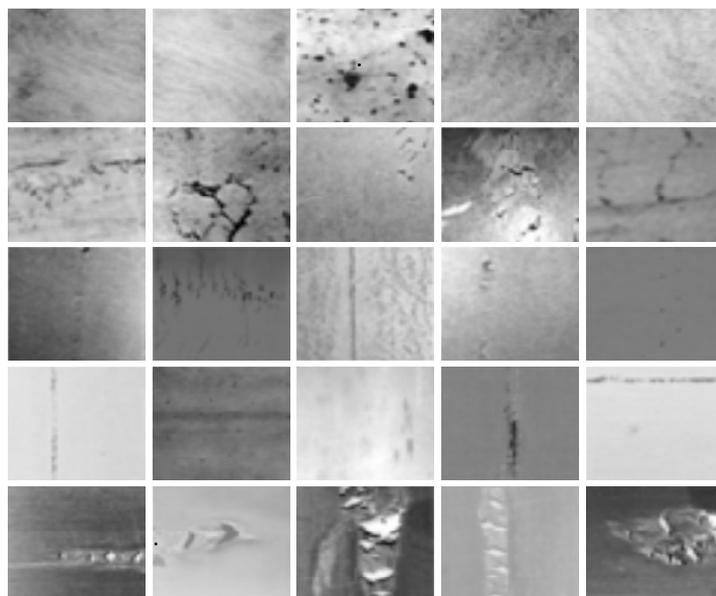


Fig. 4.3: Images de défauts de surface de la base de données expérimentale Urasm-CRTI. Un type de défaut par ligne: Calamine, Criques, Griffes, Inclusions et trous. Les colonnes représentent les variantes de chaque type de défaut.

Cette base de données expérimentale est à l'origine composée d'images de différentes tailles, dont certaines sont en couleurs. Afin de l'exploiter, les images ont subi des traitements qui ont consisté à les tronquer pour en uniformiser la taille à 1024x1024, à les convertir en niveau de gris, les filtrer et en réduire, de nouveau, la taille à 200x200 pixels. Elle est, ainsi, composée de cinq types de défauts de produits laminés à chaud (Calamine, Criques, Griffes, Inclusion et trous), et compte 108 variantes de chaque type.

4.2.3 Résultats et analyse

Le tableau ci-dessous montre les résultats obtenus avec l'application de différentes combinaisons d'extracteurs de caractéristiques et de classifieurs. Les indications figurant à ce tableau représentent la moyenne de 100 taux d'identification, calculés pour chaque méthode appliquée sur la partition de test utilisée pour la validation. Ce nombre d'essais permet une meilleure appréciation du taux atteint dans la classification. L'écart type est calculé pour donner un aperçu sur la dispersion des scores enregistrés.

Tableau 4.1:Taux d'identification des défauts de surface (Base de données Urasm-CRTI)

Descripteur	Classifieur	Taux(%)
PCA	KNN	50.13±0.02
PCA	SVM	43.11±0.02
Gabor_PCA	KNN	81.70±0.03
Gabor_PCA	SVM	50.35±0.02
LDA _{PCA}	KNN	70.76±0.03
LDA _{PCA}	SVM	48.84±0.03
Gabor_LDA _{PCA}	KNN	78.14±0.03
Gabor_LDA _{PCA}	SVM	68.28±0.06

La première constatation, qui ressort de ce tableau, est la pertinence de la combinaison de PCA et LDA qui regroupe l'avantage de la description des données par PCA, et les propriétés de séparation des classes grâce à LDA. Lorsque l'on analyse les résultats, on voit bien qu'avec le même classifieur KNN, le niveau d'identification passe de 50% avec PCA seule à 70% avec LDA basée sur PCA.

L'identification avec le classifieur SVM multi-classes, utilisée avec une fonction noyau « radial basis Kernel function », a donné des résultats modérés dans toutes les combinaisons. En plus de ces taux inférieurs à ceux avec KNN, les délais ont été plus longs.

Avec plus de 78%, les combinaisons utilisant un filtrage de Gabor, paramétré de manière optimale avec 8, 5 et 64, respectivement valeurs du nombre d'orientations, d'échelles et facteur de réduction de l'image, affichent les meilleurs scores. Ces niveaux atteints, dénotent l'importance des opérations préalables de filtrage.

Les courbes, sur la figure 4.4, démontrent la pertinence du traitement pouvant capturer le maximum de variations dans l'image. Les scores enregistrés, pour les méthodes utilisant le filtrage, dépassent ceux des autres méthodes, qui se basent uniquement sur des méthodes globales, et cela même avec des partitions d'apprentissage de taille réduite. On note sur ces courbes le dépassement de Gabor_PCA pour une taille d'apprentissage de 50%. Les erreurs de classification, quant à elles, peuvent être expliquées par la présence d'images présentant d'importantes variabilités, notamment d'illumination, dans les partitions d'apprentissage, qui sont choisies de façon aléatoire.

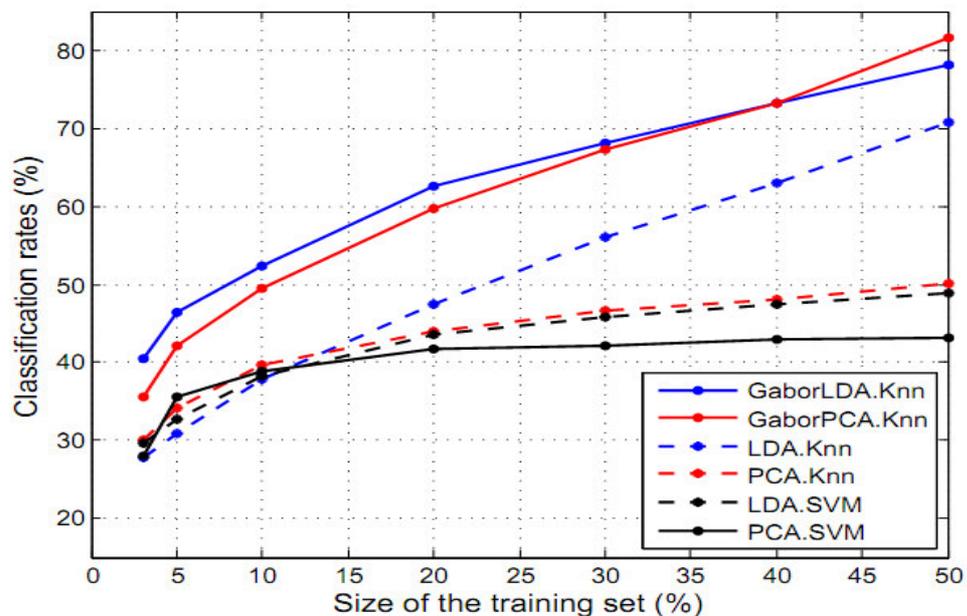


Fig. 4.4 : Représentation de l'évolution du taux moyen de classification des défauts en fonction de la taille de la partition d'apprentissage (Base de données Urasm-CRTI)

4.3 Approche basée sur les caractéristiques statistiques binarisées « BSIF »

Partant de l'hypothèse que la surface métallique (laminée) est plutôt à texture régulière et homogène, toute irrégularité est, trop souvent, synonyme d'anomalies, qui ont tendance à rompre cette homogénéité locale (zone à défaut). Les défauts de surface ont, justement, souvent été considérés comme étant un problème de texture, et beaucoup d'études ont eu à traiter ce problème de ce point de vue. Ainsi, pour l'identification des défauts de surface des laminés à chaud, une nouvelle approche est proposée dans cette section. Elle est basée sur une combinaison efficace d'outils, et faisant appel à ce concept de texture de l'image qui est analysée, en utilisant une récente méthode de description par les caractéristiques statistiques binarisées "Binarized statistical image feature: BSIF". A ce jour, cette méthode n'a connu d'utilisation que dans quelques applications dans le domaine de la biométrie [135-137], et a été estimée comme étant une méthode efficace dans le codage de la texture de l'image. Cette méthode fait usage de filtres créés à partir d'images naturelles.

4.3.1 Aperçu sur la méthode de détermination des filtres

Contrairement aux méthodes, d'usage fréquent, où des filtres sont définis manuellement, ceux employés dans les descripteurs BSIF [135], et utilisés dans cette étude, sont basés sur l'information statistique extraite à partir de 13 images naturelles [112]. Ces filtres sont déterminés comme suit :

La convolution d'un filtre avec une image décrit chaque pixel sur la base de son voisinage. En admettant qu'une image soit subdivisée en blocs de taille $m \times m$, et un filtre F_i , de taille égale, la réponse du filtre est déterminé par le produit de leur vecteurs respectifs, donnant la valeur de chaque pixel :

$$h_i = f^T \cdot x \quad (47)$$

Ainsi l'utilisation de n filtres permet d'avoir un vecteur de n réponses filtrées, qui sont statistiquement indépendants, grâce aux filtres adéquatement choisis.

$$h = F \cdot x \quad (48)$$

Où F est une matrice $n \times m^2$ qui regroupe tous les filtres.

Pour calculer cette matrice, elle est supposée être le produit de deux matrices particulières. On peut écrire d'après l'équation (48.)

$$h = M.P.x = M.y \quad (49)$$

Où M est une matrice orthogonale à estimer, P une matrice de prétraitement, et les deux matrices sont respectivement calculées par les algorithmes « Independent Component Analysis: ICA » et « Principal Component Analysis: PCA ».

En pratique, pour l'utilisation de l'algorithme PCA, une partition d'apprentissage est créée à partir de blocs d'images naturelles, choisis aléatoirement et centrés autour de la valeur zéro. Leur matrice de covariance est calculée et décomposée selon la formule :

$$C = U.D.U^T \quad (50)$$

Avec D : La matrice diagonale des valeurs propres organisées dans l'ordre décroissant.

Cette matrice est utilisée pour le calcul de la matrice de prétraitement, définie comme suit :

$$P = (D^{1/2}.U^T)_{1:n} \quad (51)$$

Et dont les éléments sont les composantes principales, calculées sur la base des n valeurs propres les plus significatives (les premières) de la matrice D , et normalisées.

L'étape suivante concerne l'estimation de la matrice orthogonale M . Tenant compte des équations (49 et 51), on peut exprimer :

$$y = M^{-1}.h \quad (52)$$

Où M est déterminée par l'algorithme ICA.

Finalement, la matrice F est calculée à partir du produit des matrices P et M .

La figure 4.5 représente un échantillon de filtres qui sont extraits en moyen de la procédure énoncée, et à partir de plusieurs lots de blocs d'images de tailles différentes prélevées des images naturelles.

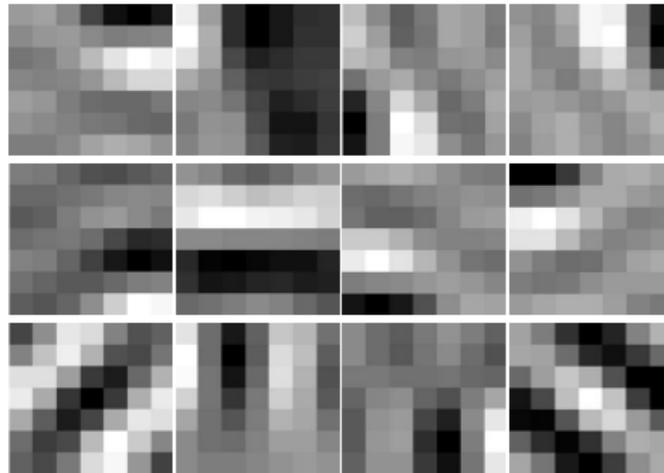


Fig. 4.5: Set de filtres prédéfinis, de taille 7x7 (nombre=12)

4.3.2 Description de l'extraction des caractéristiques par filtres prédéfinis

Pour la détermination de la description locale d'une image, la procédure BSIF, illustrée à la figure 4.6, est appliquée. Elle consiste en premier à appliquer un set de filtres $n \times m^2$ (c.à.d. un ensemble de filtres de même taille, tels que présenté ci-dessus) à un bloc d'image X , de taille $m \times m$, et attribuer, dans un deuxième temps, à la réponse filtrée un code binaire basé sur un seuillage à zéro comme montré dans l'équation (53).

$$\begin{cases} B = 1 & \text{si } f^T > 0 \\ B = 0 & \text{si autre} \end{cases} \quad (53)$$

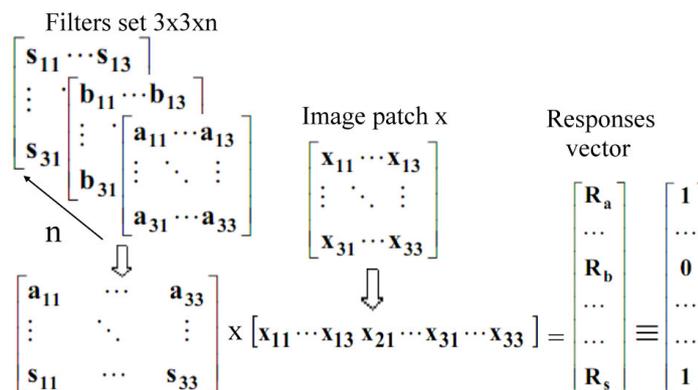


Fig. 4.6: Diagramme de codage par BSIF de pixel central d'un patch d'image

4.3.3 Méthodologie d'application de l'approche proposée

Pour l'identification des défauts de surface de bandes d'acier, laminées à chaud, l'approche appliquée est constituée de trois étapes, comme illustrée à la figure 4.7. Les images de défauts sont tout d'abord filtrées par BSIF. Cette opération a pour objectif de rendre l'information pertinente, contenue dans l'image, plus évidente pour les étapes suivantes qui sont l'extraction des caractéristiques et la classification.

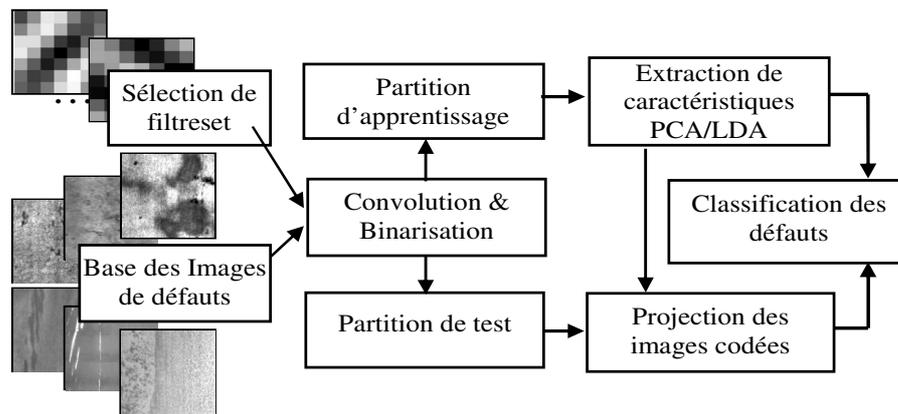


Fig. 4.7: Schéma de l'application d'identification des défauts des bandes d'acier par l'approche basée sur BSIF

L'opération de filtrage consiste à convoluer l'image de défaut entière de taille $z \times z$ avec le masque de chaque filtre F_l de taille $m \times m$, à binariser la réponse et à affecter un poids à la réponse binarisée. Ces opérations sont répétées autant de fois, selon le nombre n de filtres contenus dans la sélection considérée, pour obtenir, en fin, un code binaire pour chaque pixel de l'image. La valeur finale de chaque pixel de l'image est alors obtenue par la sommation de toutes les réponses binarisées et pondérées, selon l'équation suivante :

$$\text{Val}_{\text{pix}} = \sum_{l=1}^n [\text{Code}(\text{Conc}(F_l, X)) \cdot 2^{(n-l)}] = \sum_{l=1}^n (B_l \cdot 2^{(n-l)}) \quad (54)$$

Où n et l sont respectivement le nombre de filtres et l'ordre de chaque filtre dans la sélection choisie.

Cette procédure est appliquée à toutes les images de la base de données utilisée dans l'évaluation de l'approche (comptant z images). Un exemple de l'aspect transformé des images de défauts filtrées par BSIF est présenté à la figure 4.8.

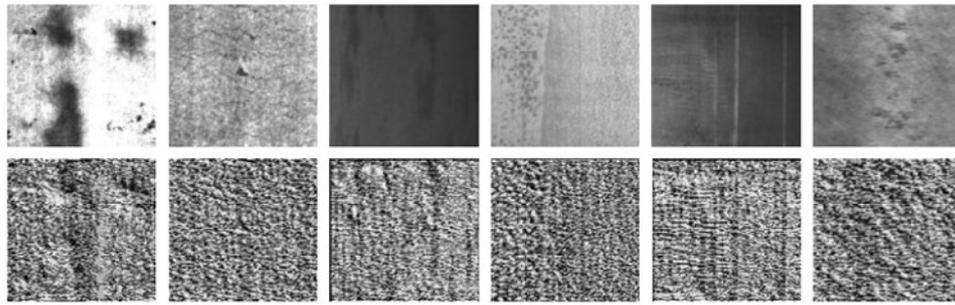


Fig. 4.8: Images de défauts transformées selon la procédure BSIF. Un type par ligne: Calamine, Criques, Inclusions, Piqûres, Griffes, Calamine résiduelle. 2eme ligne : Les images correspondantes transformées par la sélection de filtres 7x7x12

La propriété d'invariance de l'histogramme à la rotation et à la translation ainsi que le faible temps de calcul font de cet outil un moyen efficace pour la représentation, par un seul vecteur, des propriétés statistiques de l'image. Ainsi les valeurs des pixels des nouvelles images codées, ci-dessus X_i , sont respectivement traduites en histogrammes H_i , de taille 2^n et normalisés à $[0, 1]$, et qui sont ensuite concaténés dans une matrice globale H , définie par :

$$H = [H_1, H_2, \dots, H_z,] \quad (55)$$

Avec z , définissant le nombre d'images traitées.

4.3.4 Application

Typiquement, en processus de laminage, les divers défauts de surface sont d'occurrence aléatoire, de différentes natures, formes et tailles. Ce qui explique que, dans ce type d'applications, seuls quelques défauts ont fait, à la fois, l'objet d'analyse pour leur détection et classification, tel que rapporté dans de nombreuses études. La sélection du type de défauts étudiés dépend des exigences spécifiques de chaque application.

4.3.4.1 Description de la base de données

Pour l'application de l'approche proposée et son évaluation, la base d'images de défauts de "NothEastern University: NEU" [19], présentée à la figure 4.9, a été employée. Elle est composée d'images en niveau de gris représentant six types de défauts, parmi les plus fréquents en processus de laminage à chaud, et avec 300 variantes de chaque défaut.

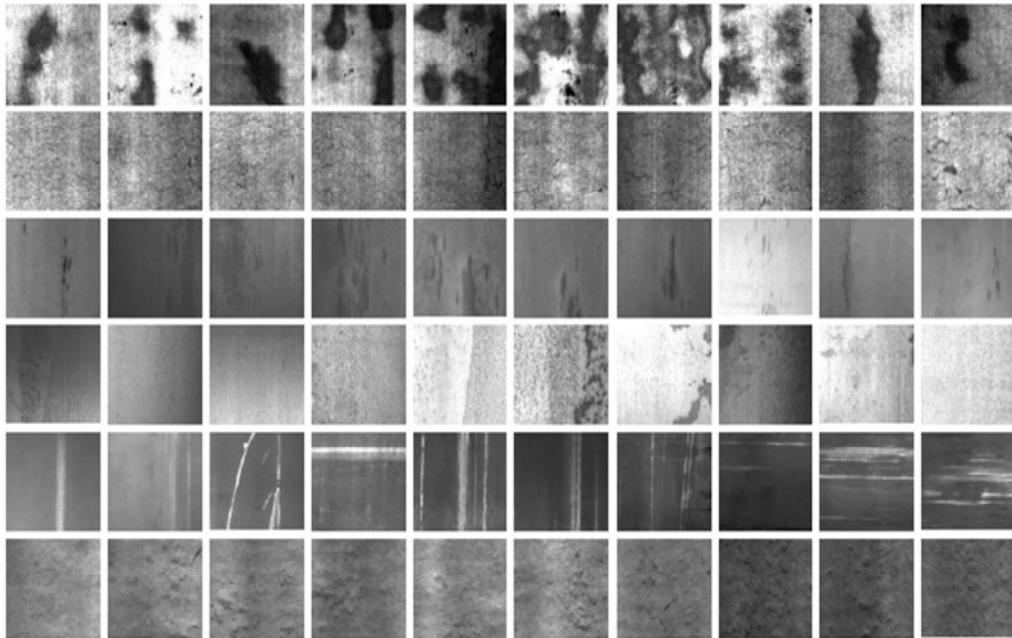


Fig. 4.9: Echantillons d'images de défauts de surface de la base de données "NEU". Un type par ligne: Calamine "Patches :Pa", Craquelures "Crazing : Cr", Inclusions : In, Piqûres "Pitted surface : PS", Griffes "Scratches : Sc", Calamine résiduelle "Rolled-in-scale :RS". Les colonnes représentent les variantes de chaque type de défaut

Les échantillons présentés concernent les défauts suivants : Calamine en plaque "Patches (Pa)" : Surface qui n'est pas complètement débarrassée de plaque d'oxyde par un processus de décapage défaillant ; les craquelures "Crazing (Cr)" : De fines fissures de laminage visible à la surface de la tôle sous forme de réseau; Les inclusions "Inclusions (In)" : Des particules non métalliques incrustées dans la surface à la surface; Les Piqûres "Pitting /Pitted surface (PS)" : Surface partiellement ou complètement rugueuse, et au pire ressemble à une peau d'orange résultant d'attaque chimique ; Les griffes "Scratches (Sc)" : Sillons et encoches, dus à l'arrachement de matière, causé par la machine, et pouvant parfois contenir des inclusions de calamine ; et le dernier défaut, la Calamine résiduelle "Rolled-in-scale (RS)" : Traces de calamine incrustée à la surface et laminée avec le métal.

Acquis avec une taille d'image de 1024x1024, et réduites à 200x200 pixels, les images ci-dessus comportent plusieurs variabilités, telles que l'orientation, la taille et le niveau d'intensité qui peut être le résultat d'un éclairage hétérogène en milieu industriel. Le nombre et types de défauts, ainsi que leurs variantes, font de ces images une base de données très représentative du résultat de l'interaction de la machine de production (laminoir) et la matière première en entrée (brame).

Ainsi, ces défauts de surface peuvent être, comme montrés sur la figure ci-dessus, d'apparence compacte et localisés sur la surface du métal, avec des bords relativement marqués, tels que les défauts de calamine et griffes, ou minuscules, dispersés et affectant la surface entière, tels que les piqûres ou les fissures. Etant donné cet aspect hétérogène, l'image entière est considérée comme étant une zone d'intérêt. Il n'a pas été jugé nécessaire, ni de réduire davantage la taille des images, ni de supprimer de quelconques zones de l'image, supposées inutiles. Dans notre application, la taille de 200x200 des images représente un bon compromis entre la quantité d'information et les temps de réponse. Avec ces propriétés, elle représente, également, une bonne base de comparaison.

4.3.4.2 Réduction des données et calcul des similarités

Dans la plupart des méthodes d'analyse des données, notamment là où la taille est conséquente, la recherche de nouvelle représentation de ces données, avec le moins de perte d'information possible, est une étape importante, voire indispensable. Nos histogrammes, résultant de l'application des filtres prédéfinis (cf. 4.3.3) ont une taille de 2^n pour un nombre de filtres de 12, et la matrice globale composée de ces histogrammes compterait 1800 colonnes, pour un usage de l'ensemble des images de la base. La réduction de la taille de la partition, qui peut aller jusqu'à 75%, permet le gain en temps de traitement, et une mobilisation moindre des ressources en termes de mémoire. Le schéma simplifié de la réduction des données (figure 4.10) est repris, dans cette section, pour préciser les données d'entrée.

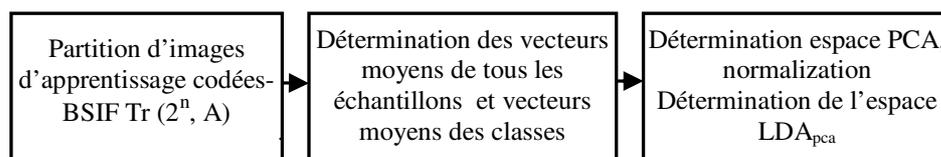


Fig. 4.10: Schéma simplifié des étapes de la réduction des données par LDA_{pca}

Ainsi, un nombre A de vecteurs sélectionnés de manière aléatoire est prélevé, à partir de la matrice H , de manière à représenter toutes les classes, et est organisé en matrice d'apprentissage $Tr [2^n, A]$.

La méthode LDA_{pca} combinant les deux techniques les plus utilisées en réduction de l'espace des données, et exposée dans la première approche, est employée pour réduire cet espace des vecteurs BSIF.

Avant de passer à la phase de classification, les histogrammes BSIF des images de la partition de test sont projetés dans l'espace LDA_{pca} , pour faire l'objet de comparaisons avec les vecteurs d'apprentissage.

L'identification est effectuée par les classifieurs KNN (avec $K=3$), basé sur la distance euclidienne, ainsi que SVM multi classes avec la fonction noyau « Rbf ».

4.3.5 Résultats obtenus

Dans le but d'implémenter la sélection de filtres la plus appropriée à l'application, tous les filtres, prédéfinis [135], ont fait l'objet d'évaluation. Leur application sur la base de données « NEU » a révélé que certaines sélections conviennent mieux que d'autres, tel que montré dans la figure 4.11. Ainsi, la sélection de filtres $7 \times 7 \times 12$ a été, celle, retenue pour le codage des images, et les tests avec les deux classifieurs.

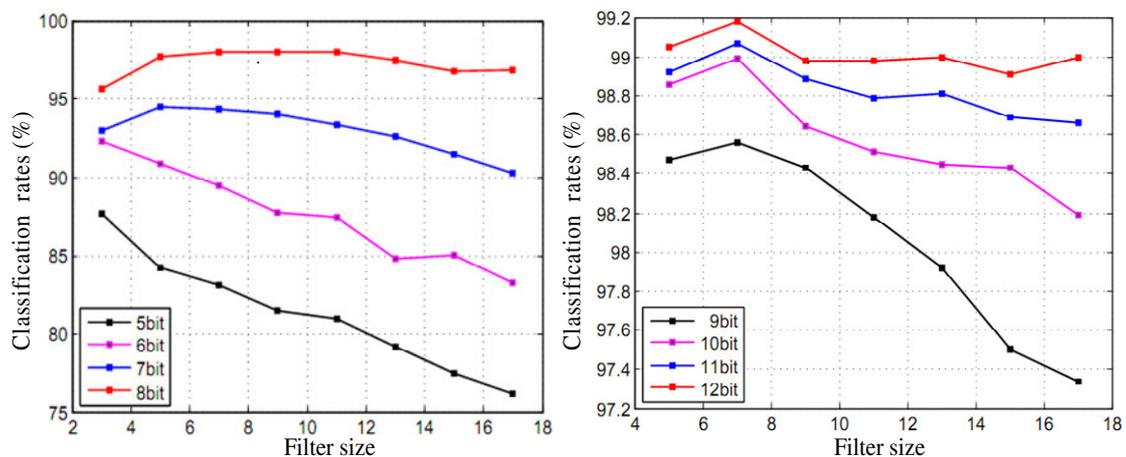


Fig. 4.11: Taux d'identification avec différentes sélections de filtres, appliqués à la Base de défauts NEU

En outre, pour la validation des résultats, la méthode “tests et validation/holdout method”, qui consiste à répartir toutes les données utilisées, en deux sous-échantillons avec un rapport des partitions apprentissage/test théoriquement de 60/40%, a été employée.

Cette méthode a été appliquée avec un rapport de 50/50%. Le nombre d'échantillons, ainsi obtenus pour chaque partition, est de 900 vecteurs, à prélever de manière aléatoire de la matrice H. Vu les nombre très important de combinaisons possibles, cette opération a été effectuée 100 à 500 fois. Ainsi, les résultats, ci-après,

représentent la valeur moyenne des scores obtenus après chaque nouveau partitionnement et exécution de l'algorithme (réduction et classification). Ce nombre important d'essais permet d'évaluer l'algorithme en termes de précision et de fiabilité, par rapport aux différents choix des paires de partitions (Apprentissage/Test).

Le tableau 4.2 résume les taux d'identification obtenus avec les différentes méthodes, ainsi que les écarts types correspondants (St), qui caractérisent la dispersion des différents scores, et permettent de se faire une idée sur la robustesse de chacune d'elles.

Tableau 4.2: Taux d'identification des défauts de surface (Base de données "NEU"),
Partition App. /Test : 50/50

Descripteur	Gabor_LDA	Gabor_LDA	BSIF_LDA	BSIF_LDA	BSIF_PCA
Classifieur	KNN	SVM	KNN	SVM	KNN
Taux (%)	86.63±1.11	88.36±1.01	99.18±0.30	84.64±1.14	94.92±0.75

4.3.6 Analyse des résultats

La réduction des données par la méthode PCA, testée dans notre évaluation, a montré un résultat relativement bas, malgré son utilisation sur des données codées préalablement par BSIF. On a conclu qu'elle occasionne trop de perte d'information, et que son score ne s'améliore pas avec les différents niveaux de réduction des données. Ce qui justifie l'emploi de la méthode de réduction, à double projections, assurant une meilleure discrimination des caractéristiques.

Avec le plus haut taux d'identification des défauts (99.18) et le plus bas écart type St (0.30), notre approche basée sur le descripteur BSIF, avec la méthode à deux projections PCA-LDA et le classifieur KNN, constitue la combinaison (BSIF_LDA_KNN) la plus performante, comparée aux autres méthodes.

A noter que le classifieur, basé sur le plus proche voisin, qui est un algorithme relativement simple, mais dont l'efficacité a été prouvée, est largement employé dans ce type d'application (cf. chap. 2). Dans cette classification, avec une partition d'apprentissage équilibrée (pas de classe dominante), le choix du classifieur KNN est motivé par le concept de vote dans cet algorithme qui est supposé neutraliser l'impact d'éventuel bruit, et par conséquent, minimiser les erreurs de classification ; et dans notre

application, ce classifieur a permis l'amélioration du résultat final. Cette combinaison représente également le meilleur choix du point de vue temps d'exécution.

Tel que rapporté dans plusieurs études, SVM multi-classes combiné à d'autres extracteurs de caractéristiques donne des résultats satisfaisants. Son utilisation, avec BSIF_LDA dans cette étude, a abouti au plus bas taux (environ 84%) dans l'identification des six défauts, malgré son paramétrage optimal. Les investigations, sur ce classifieur, n'ont pas été davantage poussées, car déjà à ce niveau, sa version multi-classes semble nécessiter un temps de calcul plus important que le deuxième classifieur.

Le filtrage de Gabor est une autre technique de transformation de l'image pour créer un descripteur des variations locales. Ce filtrage a été largement utilisé dans l'industrie du métal pour la détection des défauts de surface (principalement sur des tôles fortes et des brames [91-92, 138-139].

Pour la détection des diverses variantes de défauts de la base de données NEU, la technique a été utilisée avec un paramétrage optimal. Le banc de filtres, créé avec les valeurs de 8, 5 et 64, respectivement le nombre d'orientations, d'échelles et facteur de réduction, ainsi que l'utilisation de la réponse globale (partie réelle et imaginaire), a permis l'atteinte d'un taux de classification modéré avec SVM et sensiblement moins avec KNN, comme mentionné dans le tableau 4.2.

Avec l'emploi des 40 filtres pour cerner le maximum de variantes des défauts, la principale limitation rencontrée, avec cette méthode de filtrage, est la quantité de données. Malgré la réduction de la taille des images à 128x128 pixels avant filtrage et l'utilisation d'un autre facteur de réduction (64) après filtrage, la dimension des vecteurs maintenus restait importante, comparée à celles des vecteurs BSIF, ce qui représente une contrainte en termes de temps de traitement et d'espace mémoire.

- **Variation de la taille de la partition d'apprentissage**

Dans le but de mieux apprécier l'efficacité de la combinaison proposée, des courbes de performance retracent, sur la figure 4.12, le comportement de chaque méthode en fonction de la taille de la partition d'apprentissage. On constate que, quelque soit cette taille, la méthode proposée dépasse constamment les autres méthodes.

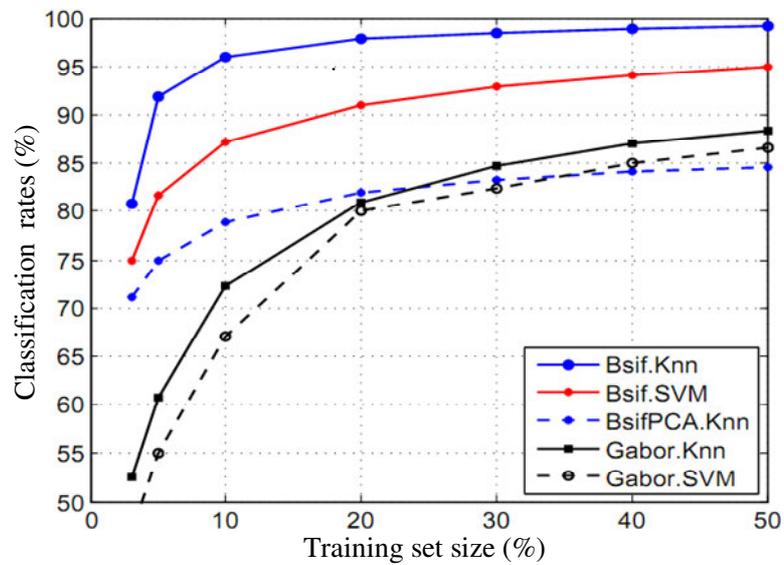


Fig. 4.12: Représentation de l'évolution du taux moyen de classification en fonction de la taille de la partition d'apprentissage (App. BSIF, Base de données NEU)

- **Matrice de confusion**

La matrice de confusion du tableau 4.3 est créée pour l'analyse des erreurs de classification de la méthode proposée. Sur ce tableau le nombre de défauts classés se rapporte à un taux de 99.22%, qui est le dernier score d'identification enregistré, parmi les 500 essais effectués avec une répartition apprentissage/test de 50/50%, et dont le taux moyen est le plus haut au tableau 4.2.

Tableau 4.3: Matrice de confusion relative à la classification par BSIF_LDA_KNN (Base de données NEU), T=99.22%,

		Classes prédites					
		Cr	In	PS	Pa	RS	Sc
Classes réelles	Cr	150	0	0	0	0	0
	In	3	146	1	0	0	0
	PS	0	2	148	0	0	0
	Pa	0	0	0	150	0	0
	RS	0	0	0	0	150	0
	SC	0	1	0	0	0	149

Cette matrice indique que la bonne classification, à un taux de 100%, concerne trois parmi les types de défauts étudiés, qui visiblement sont, parfaitement, discernables comparés aux autres. Avec des erreurs de classification, parmi les 150 prédites (correct à

97.33%), le défaut d'inclusions dépasse les 50% de l'erreur globale, tandis que le défaut de piqûres est identifié avec seulement deux erreurs (correct à 98.66%).

Ces deux derniers types de défauts semblent plus difficiles à détecter. A la base, ils sont d'apparence plus complexe: forme et dispersion, ce qui explique la difficulté de trouver, correctement, la classe de certaines de leurs variantes, et d'un autre côté, l'éclairage peut également ne pas avoir facilité leur détection. Dans de telles applications, même avec un descripteur des plus efficaces, l'éclairage doit normalement être assuré avec le minimum de fluctuations (cf. Chap. 1).

- **Comparaison des résultats**

Concernant les études, qui ont été menées précédemment, et qui ont eu à évaluer d'autres méthodes sur la même base de données de "NorthEastern University NEU", les taux d'identification rapportés demeurent en deçà de ceux de notre approche. Le tableau 4.4 présente quelques résultats de ces études, où même la taille de la partition d'apprentissage est équivalente à celle utilisée dans notre application (App. /test : 50:50).

Tableau 4.4 : Comparaison des niveaux de classification des défauts de la base de données NEU

Réf. Travaux	Descripteur	Classifieur	Résultats (%)
Kenchen S. ^[140]	SCN	SVM	98.60±0.59
Kenchen S. ^[83]	AECLBP	SVM	98.93±0.63
Kenchen S. ^[83]	CLBP	SVM	98.28±0.51
Li Yi ^[141]	CNN	CNN	99.05
Nouv. approche	BSIF_LDA	KNN	99.18±0.30

4.4 Approche multi-résolution pour la classification des défauts

4.4.1 Principe

L'objectif premier dans les applications de détection et de classification des défauts de surface des produits est de rechercher les traitements les plus appropriés, à même de permettre l'extraction des caractéristiques les plus discriminantes des défauts, et en faciliter la classification. Le classifieur, quant à lui, doit être basé sur la procédure la moins

complexe possible, tout en restant efficace pour pouvoir identifier les défauts avec la précision requise, et avec des délais raisonnables, notamment en application temps réel.

Basé sur la description du voisinage de chaque pixel de l'image, l'opérateur BSIF, exposé dans la première approche, utilise plusieurs filtres prédéfinis. L'une des sélections de filtres (7x7x12) a été la mieux appropriée, vu les résultats satisfaisants obtenus. Néanmoins, durant l'évaluation de l'ensemble des jeux de filtres [135], d'autres sélections (différentes par leur taille et leur nombre) ont montré des résultats non négligeables, voire intéressants, pour susciter de l'intérêt à être appliquées dans une approche multi-résolution d'extraction des caractéristiques des images.

4.4.2 Description de l'approche

Souvent, l'application d'un filtre à une image, pour quelques objectifs que se soit, peut aboutir à d'autres effets indésirables. Utiliser un filtre de grande taille, pour l'élimination du bruit et collecter de l'information d'une large région de l'image, apporte du flou aux bords des formes contenues dans cette zone, tandis qu'un filtre de taille inférieure améliore les bords où les variations en intensité sont brusques, mais sans pouvoir capturer les variations à plus grande échelles, qui, pourtant, peuvent renfermer d'importantes caractéristiques.

Ce problème a été traité dans plusieurs études, et quelques approches multi échelles robustes ont été proposées, telles qu'avec la méthode des motifs binaires locaux "Local Binary Pattern: LBP". A la base, la méthode utilise un voisinage de seulement 3x3 pixels pour décrire le pixel ciblé dans l'image, et a montré quelques pertes d'information. Mais dans les versions multi-échelles qui ont suivies, notées LBP(P,R), elle a permis de capturer plus d'information avec un contenu basse fréquence. Ces variantes sélectionnent non seulement différentes tailles de voisinage (R), mais aussi différents nombre de point (P) "sampling points", à prendre en considération [142].

La même problématique est posée avec la base des filtres BSIF [135]. Chaque jeu de cette base de filtres, de taille $m \times m \times n$, peut être composé de $n = 5, \dots, 12$ filtres avec des tailles pouvant prendre des valeurs variant de 3 à 17. Ainsi, employer un banc, composé de plus d'un jeu parmi ces filtres, par exemple : " 5x5x5, .., 17x17x5 " ou " 5x5x7, ..,

13x13x7 ”, pourrait permettre de capturer un maximum de fréquences spatiales basses grâce aux différentes tailles des filtres, et représenter les moindres variations dans le voisinage du pixel considéré grâce au nombre de filtres par jeu, qui détermine la résolution du mot binaire (ex. $n=12$). Une telle combinaison de filtres, permet de disposer de vecteurs caractéristiques plus représentatifs en termes de variations de la texture.

4.4.2.1 Procédure générale de détermination des descripteurs et de classification

Il est important de remarquer qu’avec certaines méthodes, telle que LBP, seule l’image à traiter est le support d’information, puisque le codage des pixels se fait uniquement à partir leurs voisinage respectifs. Tandis que les masques des filtres prédéfinis, qui sont dédiés à la caractérisation des images de différentes textures, vont jouer le rôle de révéléteurs de la texture du défaut, démontrant une meilleure description du pixel, qui est basée non seulement sur son voisinage, mais aussi sur une information externe, tirée des images naturelles utilisées dans l’opération initiale de détermination de ces masques de filtrage.

La procédure suivie, dans l’application de l’approche multi-résolution basée sur le filtrage MRBSIF, est présentée à la figure 4.13. Elle consiste à des convolutions successives de l’image avec les filtres de différentes tailles et résolutions, ainsi qu’un seuillage à zero, et la pondération des réponses (Equation 54). L’étape suivante concerne la sélection d’une partition d’apprentissage comprenant les images codées, et l’extraction des caractéristiques les plus discriminantes, tout en réduisant la taille des données. Les images de test subissent le même traitement que celles de l’apprentissage, avant la classification.

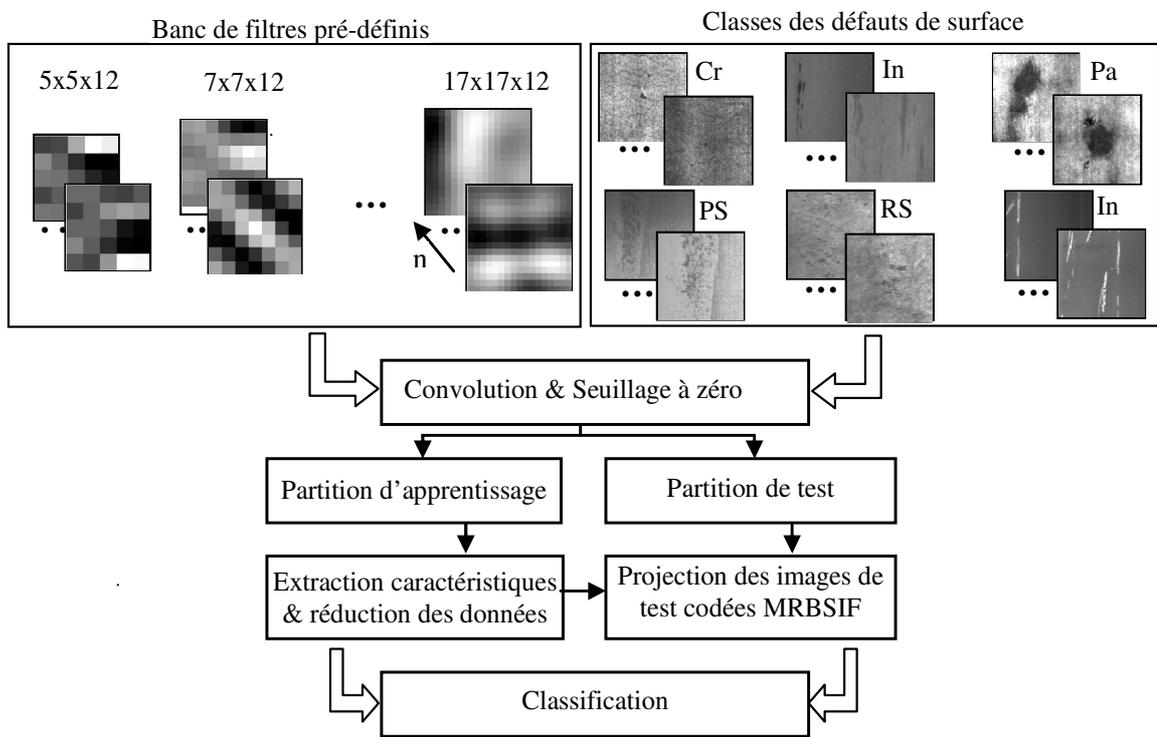


Fig. 4.13: Schéma général de l'approche multi-résolution (MRBSIF)

4.4.2.2 Evaluation des filtres

Le principe retenu en inspection par vision est qu'un descripteur approprié, discriminant les divers défauts de surface, va soutenir et faciliter le processus de classification. Par conséquent, pour que le choix des filtres à appliquer soient pertinent, l'on doit tenir compte, dans leur sélection, aussi bien des scores atteints en les employant individuellement, que des aspects temps et espace mémoire en utilisant tout un banc de filtres. A cet effet, tous les filtres ont été testés individuellement avec la base de données NEU mentionnée précédemment. L'histogramme de chaque image est utilisé pour la classification par KNN, et les courbes représentées à la figure 4.14, montrent les résultats obtenus en fonction de la taille des filtres, et en fonction du nombre de filtres utilisés dans une sélection (représentant la résolution du mot binaire).

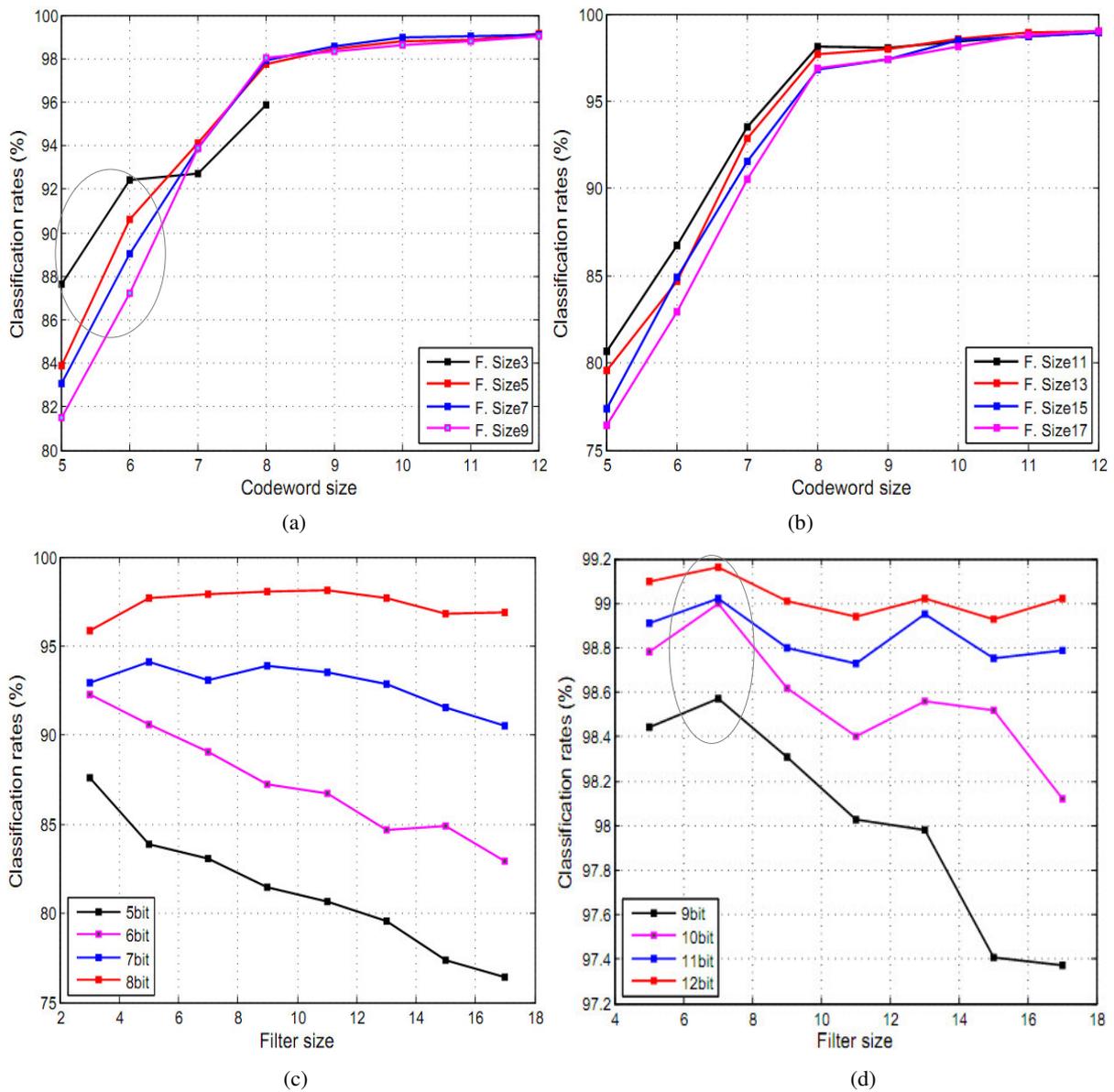


Fig. 4.14: Evaluation individuelle de tous les filtres prédéfinis, appliquées à la base de données NEU

Sur la figure, ci-dessus, la partie encerclée en (a) révèle qu’avec l’utilisation de filtres de petite taille (S3B5= 3x3x5 ou S3B6= 3x3x6), le codage des pixels avec une faible résolution (n=5 ou 6) est suffisant pour capturer un maximum de variations, puisque les défauts sont mieux identifiés comparés aux filtres de taille supérieurs et avec la même résolution montrés en (b). D’un autre côté, en (d), avec des jeux de filtres, où le nombre de masques est plus important (S7B12=7x7x12 ou S13B11=13x13x11), des taux d’identification supérieurs sont enregistrés (n=12).

Donc, pour améliorer ces taux individuels, on peut penser collecter une importante quantité de caractéristiques par l'emploi systématique d'un maximum de jeux de filtres (c.à.d.: des filtres de toutes les tailles pour une même résolution, ex.: S3/5/ .. /17B8 ou des filtres de toutes les résolutions pour une même taille, ex.: S7B5/6 .. /12, ou encore plusieurs tailles avec plusieurs résolutions). Cependant, ceci présenterait une double contrainte: L'une en termes de temps de calcul, et l'autre relative au fléau de la dimension "dimensionality curse", due à la probable corrélation des caractéristiques [143]. Par conséquent, la solution repose sur le fait de trouver la combinaison qui réalise le compromis entre toutes ces considérations.

Ainsi, pour une image de défaut, le premier jeu de filtres est appliqué selon la procédure BSIF et l'histogramme du niveau d'intensité est calculé. L'histogramme suivant, résultant de l'application d'un nouveau jeu de filtres à la même image, est concaténé suivant les lignes du vecteur; c.à.d. placé à la suite du précédent, et ainsi de suite, jusqu'à épuisement de tous les filtres considérés. La même procédure est appliquée pour toutes les images de la base de données, dont les larges histogrammes construits sont concaténés en colonnes dans une matrice unique de représentation, exprimée par :

$$H = \begin{bmatrix} H_{11} & \cdots & H_{1z} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{s1} & \cdots & H_{sz} \end{bmatrix} \quad (56)$$

Avec s correspondant au nombre de filtres de différentes tailles et résolutions appliqués, et z le nombre d'images traitées.

4.4.3 Discussions des résultats

Guidé par les résultats individuels des filtres dans la section ci-dessus, plusieurs combinaisons ont été évaluées selon le schéma de la figure 4.13. Le tableau 4.5 en résume les résultats.

Chacune des indications présentées dans ce tableau représente la moyenne d'une centaine d'essais de classification. Cette évaluation a été menée avec l'utilisation des deux classifieurs (KNN et multi-classes SVM), employés dans de l'approche précédente, et paramétrés de la même manière.

Tableau 4.5: Taux d'identification avec différentes combinaisons de filtres (Base de données NEU)

Réf. méthode	Filtres sélectionnés	Classifieur	Résultats (%)
1	S7B12	KNN	99.18±0.30
2		SVM	84.50±1.07
3	S5,7,9,11,13,15,17B12	KNN	99.48±0.26
4		SVM	99.25±0.31
5	S7B5,6,7,8,9,10,12	KNN	99.09±0.33
6		SVM	98.84±0.42
7	S3,11B8+S13B11+ S5,7,9,15,17B12	KNN	99.55±0.24
8		SVM	99.33±0.26

Dans ce tableau, le banc [S(3, 11)B8+S13B11+ S(5,7,9,15,17)B12], composée de huit filtres de différentes tailles et résolutions, et utilisé dans la septième combinaison (MRBSIF_LDA_{pca}), permet d'atteindre avec KNN, le plus haut taux d'identification dépassant les autres propositions. Le choix adopté des filtres est encore plus confortée avec le plus bas écart type de 0.24, reflétant une faible dispersion des scores, et montrant une grande fiabilité de la méthode.

Dans le tableau 4.6, les résultats obtenus par l'application de la combinaison de filtres, ci-dessus, sont comparés à ceux d'autres méthodes.

Tableau 4.6: Comparaison des niveaux d'identification des défauts par différentes méthodes (Base de données NEU)

Descripteur	Paramètres	Classifieur	Nbre Ech. classées	Résultats (%)
Gabor_LDA _{pca}	O=8, S=5, D=64	KNN	794/900	88.17 ±0.84
Gabor_LDA _{pca}		SVM	795/900	88.28 ±1.01
BSIF_LDA _{pca}	S7B12	KNN	893/900	99.18 ±0.30
BSIF_LDA _{pca}		SVM	761/900	84.50 ±1.07
MRBSIF_LDA _{pca}	S3B8 + S(13-11)B11 + S(5-7-9-15-17)B12	KNN	896/900	99.55 ±0.24
MRBSIF_LDA _{pca}		SVM	894/900	99.27 ±0.23
MRBSIF_PCA		KNN	856/900	94.96 ±0.67

Dans le tableau, ci-dessus, la même méthodologie de réduction des données, que celle utilisée dans la section précédente, a été appliquée avec un niveau comparable de réduction des données, exceptée pour la dernière combinaison, où PCA seule a été testée avec MRBSIF_KNN, et a donné des résultats autour de 95%. La première méthode de réduction, combinant PCA et LDA, reste alors préférable.

Le filtrage de Gabor, combiné aux deux classifieurs, a été réévalué avec la légère baisse du taux de réduction des données (78%), et a permis une légère amélioration avec le classifieur KNN. Notons que les mêmes limitations, énoncés dans la section précédente, en l'occurrence, la taille des données et le temps de calcul, sont toujours valables. On estime que le point faible, dans cette méthode, est surtout cette contrainte de réduction de la taille des données lors de l'application du filtrage.

Sur la base des résultats ci-dessus, l'approche proposée apporte une sensible amélioration au taux de reconnaissance des différents défauts, à hauteur de 99.55%. En plus de ce score, avec une taille de partition d'apprentissage de 50% des l'ensemble des images utilisées, le test de l'approche MRBSIF_LDA_KNN, avec d'autres tailles de cette partition, démontre sa constante supériorité, comme illustré sur la figure 4.15.

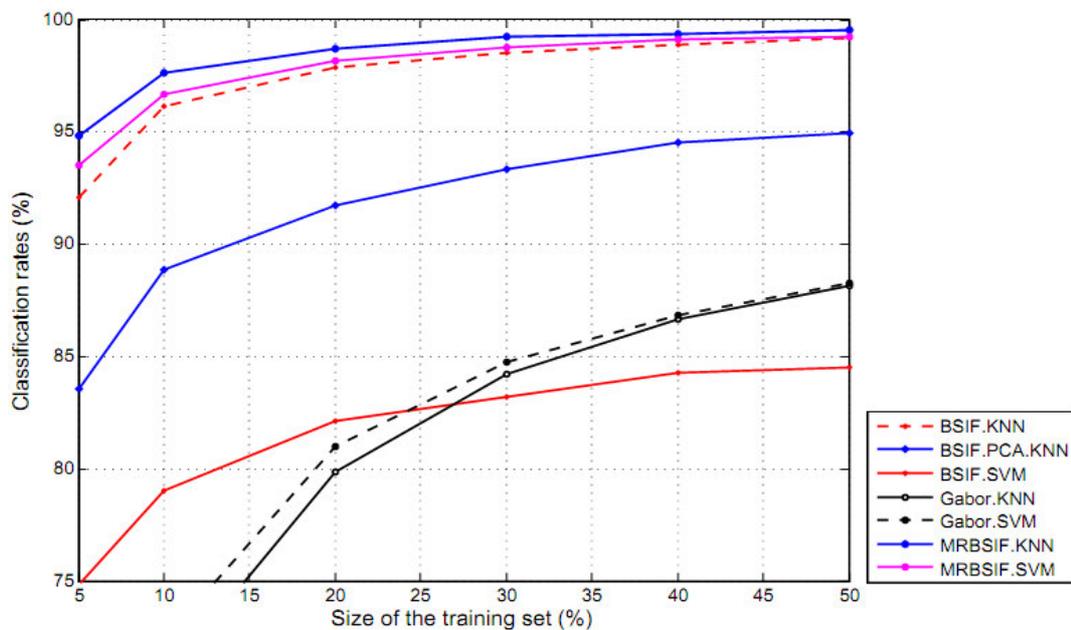


Fig. 4.15. Représentation du taux moyen de classification des défauts en fonction de la taille de la partition d'apprentissage (App. MRBSIF, Base de données NEU)

La matrice de confusion, sur le tableau 4.7, est élaborée pour une identification à hauteur de 99.56%, taux enregistrée avec la dernière paire de partition (apprentissage/test) ayant contribué au taux moyen de 99.55%. Les quelques erreurs de classifications de certaines variantes d'échantillons confirment le caractère aléatoire des défauts dans la forme, la taille ou l'aspect, qui fait qu'ils démontrent, plus de similarités en interclasse qu'en intra-classes et rendent leur classification plus difficile.

Tableau 4.7: Matrice de confusion relative à la classification des défauts par MRBSIF_LDA_KNN (Base de données NEU), T=99.56%

		Classes Prédites					
		Cr	In	PS	Pa	RS	Sc
Classes réelles	Cr	150	0	0	0	0	0
	In	0	149	0	0	0	1
	PS	0	1	149	0	0	0
	Pa	0	0	0	150	0	0
	RS	0	0	0	0	150	0
	SC	0	2	0	0	0	148

4.4.4 Considérations temps réel

Les systèmes d'inspection en ligne doivent répondre aux exigences des applications du point de vue vitesse. En d'autres termes, les différentes tâches algorithmiques doivent reconnaître, efficacement, le défaut dans les temps requis. Par conséquent, les opérations, exécutées en temps réel, nécessitent des algorithmes optimisés et des équipements spécifiques avec des capacités de traitement parallèle. Néanmoins, pour avoir une idée sur la vitesse d'exécution des différentes tâches de l'approche multi-résolution développée, le temps consacré pour le traitement d'un échantillon de défaut, représenté par son vecteur caractéristique, a été évalué sur une machine dotée d'un processeur i5-4590S, 3.00GHz et 8MB de mémoire RAM.

Une attention particulière a été allouée à l'organisation du code telle que l'utilisation de fonctions au lieu de "script", la minimisation des variables globales quand elles peuvent être utilisées en local, la pré-allocation des variables, l'optimisation des

boucles, etc. Le tableau 4.8 montre les temps généralement mis par les tâches d'extraction des caractéristiques (filtrage et projection), ainsi que de la classification.

Pour trois variantes de chaque type de défaut, chacune prélevées de différente position dans la base d'apprentissage (figure 4.16), les temps, en millisecondes, sont calculés à trois reprises, et le maximum pour chaque tâche est retenu. Les temps indiqués dans le tableau représentent les moyennes des ces maxima, (Eq. 57).

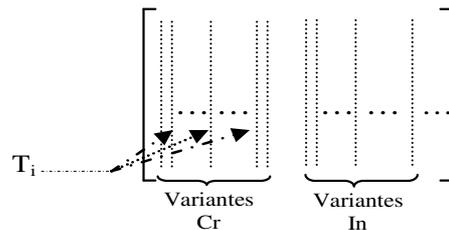


Fig. 4.16: Matrice de représentation des vecteurs de la partition de test. Prélèvement d'échantillons des classes pour le calcul des temps d'exécution des tâches. (Base données NEU)

$$T = \text{Moy}(T_i)_{i=1:3}, \text{ et } T_i = \max (t_{ij})_{j=1:3} \quad (57)$$

Avec T , T_i et t_{ij} sont, respectivement, le temps moyen retenu pour l'extraction/projection/classification de l'image d'une classe, le temps maximum pour chaque variante de classe parmi trois itérations, et le temps mis par chaque itération pour chaque variante de chaque classe.

Tableau 4.8: Temps d'exécution des tâches de reconnaissance des défauts par approche MRBSIF (Base données NEU)

Traitement	Temps par échantillon de défaut (ms)						Temps moyen
	Cr	In	PS	Pa	RS	SC	
Filtrage	112.66	113.66	113.00	112.66	113.66	112.66	113,05
Projection	0,26	0,21	0,28	0,27	0,29	0,26	0,26
Classification	0,36	0,34	0,34	0,34	0,36	0,34	0,35
Total	113,29	114,25	113,62	113,28	114,32	113,27	113,67

A noter que le filtrage par MRBSIF consomme plus de temps que les autres tâches. Clairement, ce temps peut, aisément, être réduit avec l'utilisation de traitements parallèle, ou d'équipement industriels dédiés. Néanmoins, ces temps peuvent être retenus pour un processus qui n'est pas très rapide. Cela étant, ils restent intéressants comparés à ceux rapportés dans [58].

4.5 Application des approches proposées à une nouvelle base de données

Etant donné l'importance du processus de laminage à chaud de l'acier, qui vient en milieu de chaîne, la détection des défauts et leurs identifications, à ce niveau du processus, évite des pertes considérables. Ce n'est qu'après l'intérêt porté à l'inspection des produits laminés à froid, durant les années quatre vingt, que la tendance a changé, et qu'au fil du temps, l'inspection de la qualité des surface laminées à chaud est devenue aussi importante [58]. Cependant, les défauts sur les lignes de production, qui sont des données particulières, restent la propriété des industriels et sont souvent difficiles d'accès, ce qui complique, de façon générale, l'application et l'évaluation des méthodes développées.

Néanmoins, la base de données de « NorthEastern University », utilisée dans les tests de différentes méthodes de détection et de classifications des défauts de surface en laminage à chaud de l'acier, et dont plusieurs travaux ont fait l'objet de publications, nous a largement servi dans l'évaluation et la comparaison des approches proposées dans le présent travail.

Par ailleurs, les défauts de surface, sont à la base très diversifiés, de par leur nature et autres propriétés cités précédemment. Ils peuvent encore varier d'un processus à l'autre et d'une ligne de production à une autre, et par conséquent leur catégorisation, également, peut être différente [38]. Cette constatation, a motivé les essais de réévaluation de nos approches sur les défauts d'une base de données créée localement.

Un ensemble d'images a été collecté au niveau d'une ligne de production des bandes d'acier laminées à chaud. Ces images renferment des défauts parmi les plus fréquents sur cette ligne de production.

4.5.1 Nouvelle Base d'images de défauts et augmentation des données

La présente application traite de défauts des produits dont l'occurrence en processus est aléatoire. D'où la difficulté de pouvoir disposer, durant une période limitée, d'un nombre suffisant d'images de défauts avec un nombre conséquent de variantes de chaque défaut. Ainsi, la base de données, fournie sur site industriel, présentait des images brutes, de tailles différentes et déséquilibrée du point de vue nombre de variantes des défauts, et

nécessitait traitements et augmentation des données, pour arriver à une base homogène et représentative, permettant d'effectuer les comparaisons nécessaires.

Les images ont tout d'abord été tronquées pour dégager une zone de 1024x1024 pixels renfermant la zone de défaut. Elles ont, ensuite, été converties en niveau de gris.

Avant leur réduction à une taille exploitable de 200x200 pixels, les images ont subi un filtrage médian. L'avantage de ce filtrage est l'élimination des valeurs aberrantes ou extrêmes, qui souvent sont indicateurs de bruit, tout en respectant les contours. La figure 4.17 présente un exemple du traitement des images brutes.

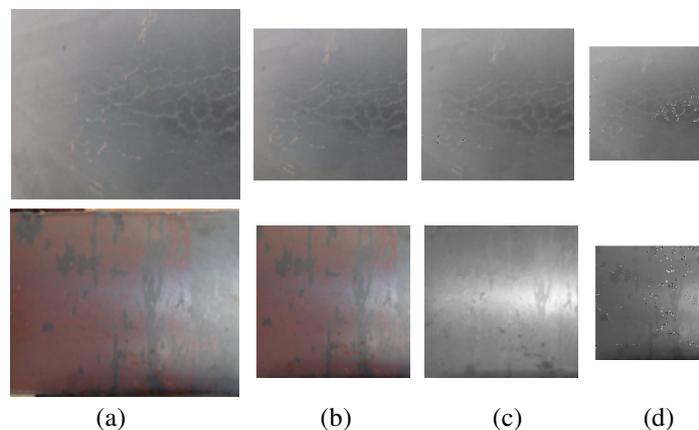


Fig. 4.17: Echantillons traités de la base de données locale. 1ere ligne: défaut de criques, 2e ligne défaut de calamine. (a)- Image brute, (b)- Image tronquée sur zone de défaut, (c)- Image convertie en niveau de gris, (d)- Image filtrée et réduite à 200x200 pixels.

Pour l'augmentation du nombre d'échantillons, les images de défauts ont subi une transformation, par laquelle de nouvelles variantes des défauts sont créés. Cette transformation a consisté, essentiellement, en une rotation par rapport au centre et selon les deux axes, comme illustrée sur la figure 4.18.

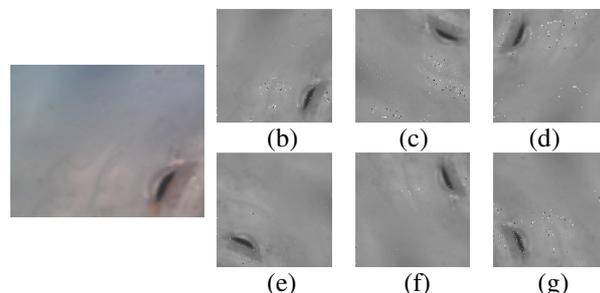


Fig. 4.18: Création de variantes de défauts par rotation (Base de données locale). (a)-image originale, (b)-Convertie en niveau de gris et réduite, (c, d, e)-Rotation à droite par angle de 90°, (f, g)-rotation de (b) horizontalement et verticalement.

Ainsi la nouvelle base de données dont les échantillons sont présentés sur la figure 4.19, comprend six défauts des plus occurrents sur la ligne de production considérée (calamine, criques à feu, pailles, marques de cylindres, trous, traces de rouleau; cf. Chap.1).

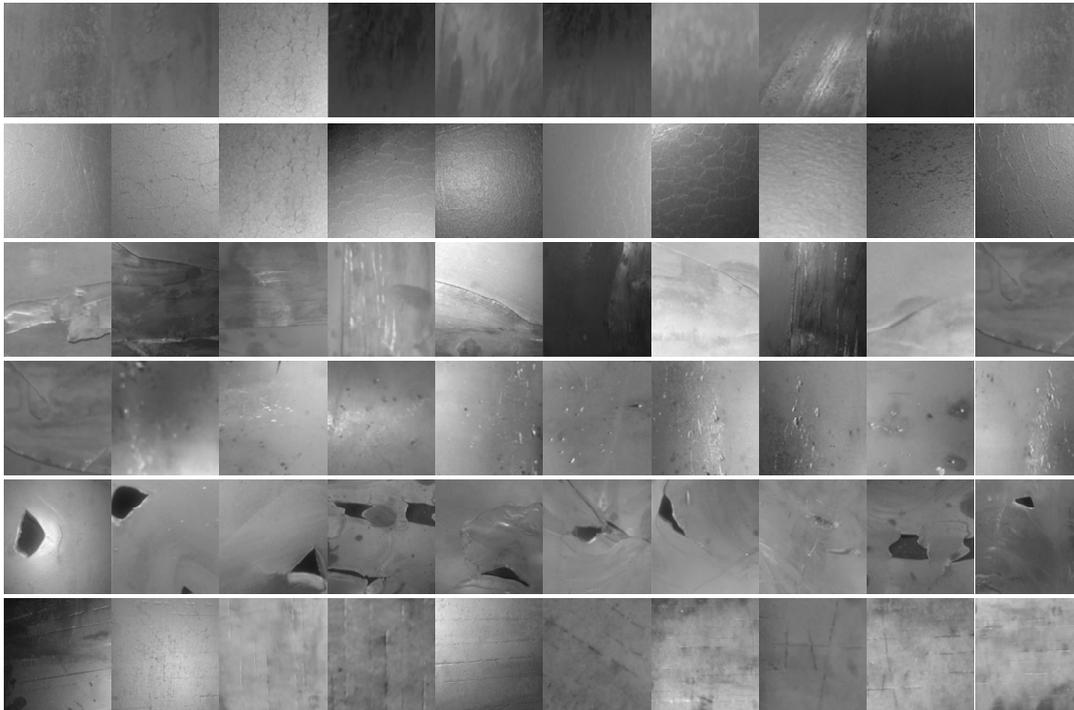


Fig. 4.19: Images des six types de défauts de surface de la base de données locale. Un type par ligne: Calamine, Criques à feu, pailles, marques de cylindre, trous, trace de rouleau. Les colonnes représentent les variantes de chaque type de défaut.

Les 300 variantes de chaque défaut présentent de nombreuses variabilités, en termes de taille du défaut, son orientation, sa position, ainsi que le niveau de luminosité, reflétant les fluctuations de l'éclairage. Sans altération des détails de leurs contenus, elles gardent un maximum de similarité en interclasses.

Avec l'extension de la base des données, effectuée par la création des ces nouvelles variantes, renfermant différentes variabilités pour un même défaut, on dispose d'une base plus équilibrée et dont le nombre de types de défauts et de variantes est similaire à celui de la base de défauts (NEU), déjà utilisée.

4.5.2 Analyse des résultats

Les résultats mentionnés au tableau ci-après, sont obtenus avec l'application, à la nouvelle base de données, des approches précédemment présentées.

Tableau 4.9: Comparaison des niveaux d'identification des défauts par différentes méthodes (Base de données Locale)

Descripteur	Paramètre	Classifieur	Résultats (%)	Nbre Ech. Classés
Gabor_LDA	O=8, S=5, D=64	KNN	58.36±1.57	526/900
	O=12, S=6, D=64		60.66±1.47	546/900
Gabor_LDA	O=8, S=5, D=64	SVM	60.04±1.82	541/900
	O=12, S=6, D=64		60.64±1.45	546/900
BSIF_LDA		KNN	92.59±0.85	834/900
BSIF_LDA	S7B12	SVM	57.88±1.69	521/900
BSIF_PCA		KNN	79.13±1.56	713/900
MRBSIF_LDA		KNN	96.34±0.77	867/900
MRBSIF_LDA	S3B8 + S(3-11)B11 + S(5-7-9-15-17)B12	SVM	95.38±0.8	859/900
MRBSIF_PCA		KNN	80.22±1.31	722/900

Les images codées par MRBSIF ont permis la création de vecteurs caractéristiques basés sur l'histogramme. Malgré l'invariance de ce dernier, par rapport aux rotations et translations, les taux d'identification obtenus sont relativement bas comparés à ceux de l'application de la même méthode sur la base NEU. De manière générale, ceci peut être expliqué par la complexité de certains défauts qui présenteraient des similarités importantes en interclasses, mais également des erreurs de classification pourraient résulter des problèmes de l'illumination dans certaines variantes de défauts, aboutissant ainsi à des descripteurs pas suffisamment discriminants et rendant la détection difficile.

Néanmoins, les résultats mentionnés confirment la pertinence et la supériorité de l'approche MRBSIF_LDA_KNN par rapport aux autres méthodes appliquées à cette même base. Cette approche multi-résolution permet d'atteindre le taux d'identification le plus élevé, dépassant les 96%. Le même descripteur combiné à SVM multi-classes, donne également un taux satisfaisant (95%); mais, il reste moins intéressant par rapport au temps qu'ils nécessitent pour le calcul.

Les combinaisons basées sur le filtrage de Gabor, délivrent des résultats modérés. Une légère amélioration dans le score a été obtenue en variant les paramètres du banc de filtrage (12x6 filtres). Les limitations avec cette méthode restent toujours par rapport à la taille des vecteurs caractéristiques, qui dépendent toujours de la taille du banc de filtrage.

Le tableau 4.10 présente les erreurs de classification avec les deux extracteurs proposés dans nos approches MRBSIF et BSIF.

Tableau 4.10: Matrice de confusion de la classification des défauts par approches : MRBSIF_LDA_KNN et BSIF_LDA_KNN (Base de données locale),

Taux respectifs : T=96.78% et T=93.33%

		Classes prédites par MRBSIF_KNN						Classes prédites par BSIF_KNN					
		Ca	Cr	Pa	TC	Tr	TRx	Ca	Cr	Pa	TC	Tr	TRx
Classes réelles	Ca	147	0	3	0	0	0	132	4	11	2	1	0
	Cr	1	147	0	0	0	2	7	138	3	1	0	1
	Pa	3	0	140	2	5	0	10	0	132	2	3	3
	TC	0	0	0	150	0	0	2	1	1	145	1	0
	Tr	0	0	2	0	148	0	0	0	1	0	149	0
	TR	5	0	6	0	0	139	0	3	0	1	2	144

Il est constaté, à partir du tableau ci-dessus, qu’avec MRBSIF les erreurs, dans le nombre prédits, sont plus concentrées dans l’identification des défauts de pailles (1.11%) et les traces de rouleau (1.22%), tandis qu’avec BSIF, les classes des défauts de calamine et de pailles sont prédites avec une erreur de 2% pour chacun. Ces résultats confirment la nature complexe des formes géométrique de ces défauts, qui pour la calamine, l’éparpillement peut être présent sur toute la surface sous forme de petites plaques ou grains, tandis que pour les défauts de pailles, c’est un repliement de la matière sur de l’oxyde ou autres matières non métalliques.

Les solutions à envisager pour l’amélioration de la reconnaissance de ces défauts, pourraient porter, en premier, sur la recherche de prétraitements plus appropriés pour faciliter la détection, et en second sur la création de nouvelles classes de défauts. Par exemple, les défauts de calamine en plaque et de calamine incrustée devraient être labellisés de différentes manières.

4.6 Conclusion

En détection et classification, par système de vision, des défauts des produits manufacturés, le choix du software est un point très important, car représentant la partie intelligente sur laquelle repose les performances du système. Il doit répondre à toutes les exigences de l'application en termes de précision, d'efficacité et de vitesse. Cette partie du système met en œuvre des algorithmes de traitement et d'analyse de l'image, pour cerner les éventuelles anomalies qu'elle contient, et selon l'application, délivrer une décision précisant le type de défaut occurrent ou, tout simplement, signaler sa présence.

L'attention a été focalisée, dans ce quatrième chapitre, sur l'application d'approches de catégorisation de défauts de surfaces des bandes d'acier laminées à chaud. L'objectif étant l'apport d'une contribution dans l'amélioration de l'état de l'art, tenant compte des résultats, rapportés par de précédentes études dans ce domaine, ainsi que l'évaluation des approches proposées sur le produit local.

L'approche basée, uniquement, sur des méthodes globales, dans l'extraction des caractéristiques des défauts, a montré des insuffisances dans leur distinction des défauts, notamment lorsqu'ils sont d'aspect complexe, et a confirmé la pertinence de l'emploi de ces méthodes avec celles dédiées aux prétraitements qui permettent d'accroître leur efficacité.

La nouvelle approche, basée sur le descripteur BSIF, employé jusqu'ici dans quelques applications de biométrie, s'est révélée très satisfaisante, lorsque ce descripteur est utilisé dans une combinaison d'outils appropriés. Les résultats de classification obtenus dépassent ceux rapportés dans les études publiées, et où des méthodes ont été évaluées sur la même base de données, que celle utilisée dans nos tests.

La deuxième alternative, qui est l'approche, basée sur BSIF multi-résolution : MRBSIF, a permis d'améliorer davantage les niveaux d'identification, en enregistrant des scores dépassant tous ceux obtenus précédemment. Comme les vecteurs caractéristiques, dans cette approche, sont plus élaborés, l'évaluation des temps de traitement, effectuée, a permis d'avoir un aperçu sur les possibilités d'application en temps réel.

Et finalement, les approches proposées, et qui ont été appliquées sur une base de données publiée, ont été, à des fins de comparaison, réévaluées sur une base de données élaborée localement. L'objectif de cette évaluation est double. D'un côté elle permet une validation des méthodes proposées, et confirme leur grande efficacité dans l'identification des défauts, et de l'autre, la création d'une base de données relative aux défauts de surface des matières produites localement, qui peut servir non seulement à une éventuelle implémentation de système de vision sur ligne de production, mais aussi servir à titre pédagogique, pour l'évaluation de méthodes développées.

Conclusion Générale

Les méthodes implémentées dans les systèmes de vision, en tant qu'outil de contrôle qualité, doivent être capables de détecter et de classer les défauts de surface, avec un minimum d'erreurs d'identification et de temps consacré aux différents traitements. Cependant, les défauts de surface d'une grande diversité, pour ceux déjà répertoriés, sont, en plus d'occurrence et de caractéristiques aléatoires. D'où cette nécessité de la recherche incessante de différentes approches, de plus en plus performantes, pour permettre au système de vision d'effectuer un contrôle qualité des plus efficaces, et dont les répercussions positives sur une ligne de production de laminés seraient appréciables. Le thème choisi pour cette thèse s'inscrit dans ce cadre, et revêt un caractère scientifique et économique.

Le challenge de la qualité des produits a été introduit au premier chapitre ainsi que la description des processus. Les défauts de surfaces, qui ont été recensés de manière non exhaustive, vu leur nombre élevé, peuvent prendre naissance durant le processus même de laminage, comme ils peuvent avoir pris naissance en amont, et apparaissent pendant le laminage, suite à la réduction de l'épaisseur du produit. Ces défauts, s'ils sont minimes, peuvent disparaître durant les étapes ultérieures du processus, mais peuvent aussi nécessiter l'intervention immédiate, s'il s'agit de défauts graves.

L'identification de ces défauts de manière automatique est assurée par les systèmes de vision, qui se sont avérés comme étant une solution idéale pour ce type de tâches, notamment en milieu industriel, connu pour ses nuisances. Les objectifs et description de tels systèmes sont présentés dans le deuxième chapitre, ainsi que les éléments clés pour une vision réussie en milieu industriel. Parmi ces éléments, la partie analyse et traitement des images, représentant le noyau dans les applications d'inspection, utilise des algorithmes basés sur des méthodes de détection et de classification des défauts de surface. La synthèse, présentée sur ces méthodes, a démontré le grand choix existant, que se soit en méthodes d'extraction des caractéristiques des images de défauts ou en classification. Cependant, selon les exigences de l'application, certaines techniques peuvent être plus appropriées que d'autres, sur la base de critères de performance, d'efficacité et de temps de réponse. Dans le troisième chapitre, des techniques largement employées dans des applications de détection et de classification sont exposées. Le paramétrage optimal de ces méthodes, telles que le nombre de filtres dans un

banc de Gabor, ou le choix d'une fonction noyau dans SVM, peut influencer de manière significative les taux d'identification.

Nous avons consacré le chapitre quatre à l'application d'approches nouvelles, avec l'objectif d'apporter un minimum de contribution dans l'amélioration des taux de reconnaissance des défauts, et ouvrir des perspectives de développement et de valorisation des travaux.

La première approche concerne l'application de méthodes qualifiées de globales et basées sur les statistiques de l'image, pour l'extraction directe des caractéristiques des défauts. Cette étude a montré les insuffisances de ces méthodes, en termes de taux d'identification, comparée à leur utilisation conjointement avec une méthode de prétraitement. Néanmoins, cette étude a démontré l'utilité de la combinaison des deux méthodes PCA et LDA, dont les propriétés sont complémentaires, pour réduire de manière optimale la taille des données et faciliter la classification.

La nouvelle approche, basée sur le descripteur BSIF, qui utilise des filtres prédéfinis, et employés, à ce jour, dans quelques applications de biométrie, a permis l'amélioration des niveaux d'identification des défauts de la base de données de laminés à chaud NEU, lorsque ce descripteur est employé avec la méthode combinant LDA et PCA dans la réduction des données, et avec le classifieur KNN3. Les taux enregistrés dépassent ceux rapportés par des études ayant utilisé la même base de données dans l'évaluation d'autres méthodes.

Les résultats sont davantage améliorés et avoisinent les 100% de classes de défauts correctement prédites avec la nouvelle approche multi-résolution proposée, qui est une extension de la méthode précédente. Les taux de reconnaissance des défauts atteints confirment la pertinence de la combinaison des filtres prédéfinis, avec les méthodes de réduction de données et le classifieur, employés dans cette application.

Enfin les approches proposées ont été évaluées sur une base de données élaborée localement ; où il a été préférable, et à des fins de comparaison, de la concevoir avec le même nombre de type de défauts, le même nombre de variantes de défauts et la même taille des images. Comparés aux résultats obtenus avec la base de données de référence (NEU), ceux concernant l'application de nos approches sur notre base de données sont considérés comme étant très satisfaisants (plus de 96% de défauts classés correctement), dans la mesure où l'on ne peut être dans un cas de reproductibilité, étant donné qu'il ne s'agit pas du même procédé,

ni des mêmes conditions d'acquisition des images et encore moins des mêmes types de défauts, qui sont toujours propres à la ligne de production locale qui les a générés.

Les perspectives de ces travaux restent nombreuses. Il serait intéressant de se pencher davantage sur l'amélioration de la base de données par d'autres traitements, la développer, procéder à l'évaluation d'autres approches et la valoriser.

Une autre voie peut être explorée pour la valorisation de ces travaux. Il s'agit de l'implémentation d'un système de vision, sur site industriel, en mettant en œuvre l'une des deux approches proposées, moyennant des améliorations à apporter à la deuxième approche pour diminuer, davantage, les temps de réponse.

Liste des publications

MENTOURI Zoheir, MOUSSAOUI Abdelkrim, BOUDJEHEM Djalil. Steel Strip Surface Defect Identification Based on Binarized Statistical Features. Scientific Bulletin, Series B : Chemistry and Materials Science, Vol. 80, Iss. 4, 2018, ISSN 1454-2331, U.P.B Romania,

MENTOURI Zoheir, MOUSSAOUI Abdelkrim, BOUDJEHEM Djalil, BOUDIAF Adel, ZIANI Slimane. Identification approaches for steel strip surface defects in hot rolling process. Nature & Technology, Issue 18, Volume A: Fundamental & Engineering Sciences, January 2018, pp: 58-63. Revue publié par l'Université de Chlef, indexée EBSCO et ProQuest.

Références Bibliographiques

- [1]. Alain Moreau. l'Acier en mouvement: Transformation des marchés mondiaux 1874-2004.Ses composantes, ses déterminants. Ecole des mines de Paris, 2005. ISBN : 2-911762-59-2
- [2]. Pascal FAURE, LA FILIÈRE ACIER EN FRANCE ET L'AVENIR DU SITE DE FLORANGE, Rapport N° 2012/18/CGEIIET/SG, Conseil Général de l'Economie, de l'Industrie, de l'Energie et des Technologies, 27 juillet 2012
- [3]. Jeanne Mager Stellman. L'industrie de fer et de l'acier. Encyclopédie de sécurité et de santé au travail, 3e Editon française, 2000.
- [4]. Guy MURRY. "Aciers généralités". Techniques de l'ingénieur M300 v1, 1993.
- [5]. FERIEL BELCADHI. Tout savoir sur le laminoir industriel, Publié en ligne le 18/04/2016. <https://www.usinenouvelle.com/expo/guides-d-achat/le-laminoir-industriel-528>
- [6]. G. Beranger, G. Henry, G. Sanz. Le livre de l'acier, Techniques et documentation, Lavoisier 1994
- [7]. Marc GRUMBACH. "Aciers d'usage general". Techniques de l'ingénieur M305 v1, 1991.
- [8]. Joseph Farhi. "Coulée continue de l'acier: Données physiques et métallurgiques", Techniques de l'ingénieur, M7810 v1, 1989.
- [9]. Pierre MONTMITONNET. "Laminage - Objectifs et modélisation", Techniques de l'ingénieur, M3065, 2002.
- [10]. Jacques DUMONT-FILLON. "Contrôle Non Destructif". Technique de l'ingénieur, R1400 v1, 1996.
- [11]. Jacques ESCOFFET, Pierre GUYON. "Laminage à chaud des produits plats sur train à bande, partie 1", Technique de l'ingénieur M7940 v2; 2007.
- [12]. Robert ALBERNY. "Laminage a chaud des produits plats sur train a bande partie2", Technique de l'ingénieur, M7941 v1, "par 2007.
- [13]. "Rolling of hot strip and strip defects", En ligne par Satyendra, Janvier 2017. <http://ispatguru.com/rolling-of-hot-strip-and-strip-defects/>
- [14]. H. N. Gupta, R. C. Gupta, Arun Mittal. Manufacturing processes, second edition. New age International Publishers, 2009.
- [15]. Jean-Claude CALMON et Jean CENAC. "Laminage a froid des produits plats", Technique de l'ingénieur M7950 v1, 1994.

-
- [16]. W. K. Hong, J. J. Choi, J. S. Kim and J. J. Yi. Flatness control of strip in continuous hot rolling processes, 2003 European Control Conference (ECC), IEEE, 2015. DOI: 10.23919/ECC.2003.7086460.
- [17]. Defects in Hot Rolled Products <https://fr.scribd.com/document/213373887/45920321-Defects-in-Hot-Rolled-Products1>
- [18]. 64 Pictures of common defects in strip steel. www.medium.com, <https://medium.com/@pipefittings/64-pictures-of-common-defects-in-strip-steel-146f3f93599d>
- [19]. “NorthEastern University”, Base d’images de défauts de produits plats laminés à chaud, accessible via : http://faculty.neu.edu.cn/yunhyan/NEU_surface_defect_database.html,
- [20]. <https://www.inspection-for-industry.com/plate-lamination-defect.html>
- [21]. Azimi. F. Ashrafizadeh, M.R. Toroghinejad, F. Shahriari. Metallurgical analysis of pimples and their influence on the properties of hot dip galvanized steel sheet. Engineering Failure Analysis Journal, 2012. <http://dx.doi.org/10.1016/j.engfailanal.2012.05.026> RGate
- [22]. Lexique des termes techniques en maintenance et mécanique industrielle, électromécanique; ingénierie. http://mediamef.utt.fr/modules/P1/M1-2/EXPORTS_S122.publi/web/res/lexique_mecanique_anglais_francais.pdf
- [23]. Sven KLING. Advanced Process and Quality Control in Hot Rolling Mills Using Eddy Current Inspection; 9th European Conference on NDT, ECNDT Berlin 2006.
- [24]. “Présentation de la Vision Industrielle: Guide d’automatisation du process et d’amélioration de la qualité”. COGNEX Compagnies, Corporate Headquarters MA 01760, USA. <https://www.cognex.com/fr-fr/library/media/files/17151.pdf>
- [25]. “Solutions VISION INDUSTRIELLE Eclairages : 10 critères”, MESURES 803 - MARS 2008 - www.mesures.com, http://www.mesures.com/pdf/old/803_Vision_Eclairage.pdf
- [26]. “ASM Handbook: Nondestructive Evaluation and Quality Control”, 9th Edition Metals Handbook, Volume 17. The Material Information Company, 1989.
- [27]. Elias N. Malamas, Euripides G.M. Petrakis, Michalis Zervakis, Laurent Petit, Jean-Didier Legat. A survey on industrial vision systems, applications and tools, Image and Vision Computing 21 (2003) 171–188
- [28]. “DALSA CMOS FALCON VGA300 HG”. <https://www.stemmer-imaging.fr/fr/produits/dalsa-falcon-vga300-hg/>
- [29]. “DALSA GENIE-M640-1/3”. <https://www.stemmer-imaging.fr/fr/produits/dalsa-genie-m640-13/>
-

- [30]. T. Torres, J.M. Sebastian, R. Aracil, L.M. Jimenez, O. Reinoso, Automated real-time visual inspection system for high-resolution superimposed printings, *Image and Vision Computing* 16 (1998) 947–958.
- [31]. M. Kavoussanos, A. Pouliezzos, An intelligent robotic system for depalletizing and emptying polyethylene sacks, *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 14 (1998) 358–362.
- [32]. S. Anand, C. McCord, R. Sharma, An integrated machine vision based system for solving the nonconvex cutting stock problem using genetic algorithms, *Journal of Manufacturing Systems* 18 (1999) 396–414.
- [33]. T. Komuro, I. Ishii, M. Ishikawa, General-purpose vision chip architecture for real-time machine vision, *Advanced Robotics* 12 (1999) 619–627.
- [34]. <https://www.teledynedalsa.com/en/learn/knowledge-center/tdi-primer/>
- [35]. <https://www.stemmer-imaging.fr/fr/produits/categorie/cameras-intelligentes/>
- [36]. <https://www.teledynedalsa.com/en/news/newsroom/dalsa-introduces-next-generation-smart-camera-for-single-point-machine-vision-inspection/>
- [37]. “Le Salon Online de l’industrie”, Direct Industry. <http://www.directindustry.fr/prod/dalsa/product-18938-1563246.html>
- [38]. J. Järvinen, J. Rauhamaa, Real-time inspection of steel strip, -ABB Oy. <https://pdfs.semanticscholar.org/f5a9/aee3959f05492bc1106af5f2afd1c4d1d787.pdf>
- [39]. C Park, SC Won, An automated web surface for hot wire rod using undecimated wavelet transform and support vector machine (Industrial Electronics, IECON'09, 35th Annual Conference of IEEE, 2009), pp. 2411–2415
- [40]. K Agarwal, R Shivpuri, Y Zhu, T Chang, H Huang, Process knowledge based multi-class support vector classification (PK-MSVM) approach for surface defects in hot rolling. *ELSEVIER, Expert Systems with Applications* 38, 7251–7262 (2011)
- [41]. Florent Dupont, Christophe Odet, Michel Carton, Optimization of the recognition of defects in flat steel products with the cost matrices theory, *NDT&E International*, 1997, Elsevier Science Ltd , Vol. 30, No. 1, pp. 3-10, 1997
- [42]. G Wu, H Kwak, S Jang, K Xu, J Xu, Design of Online Surface Inspection System of Hot Rolled strips (Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics Qingdao, China, 2008), pp. 2291–2295
- [43]. JH Cong, YH Yan, HA Zhang, J Li, Real-time surface defects inspection of steel strip based on difference image, international symposium on photoelectronic detection and imaging, related technologies and applications. *Proc of SPIE* 6625,1–9 (2007)
- [44]. S Ghorai, A Mukherjee, M Gangadaran, PK Dutta, Automatic defect detection on Hot-rolled flat steel products. *IEEE Trans Instrum Meas* 62(3), 612–621 (2013)

-
- [45]. Kékéli KPOGAN. Simulation numérique de la planéité des tôles métalliques formées par laminage. Thèse en Mécanique des Matériaux. Université de Lorraine Pôle M4, 2014
- [46]. G. Jones, Automatic recognition and analysis surface defects in flat steel products - Phase 1 and 2, Final report. Welsh Technology Centre. EUR 17839 EN, 1998;
- [47]. W Li, C Lu, J Zhang, A local annular contrast based real time inspection algorithm for steel bar surface defects. *Appl. Surf. Sci.* (2010). doi:10.1016/j.apsusc.2012.03.007
- [48]. SH Choi, JP Yun, B Seo, Y Park, SW Kim, Real-time defects detection algorithm for high-speed steel bar in coil, world academy of science. *Eng Technol* 25,66–70 (2007)
- [49]. Y Liu, Y Hsu, Y Sun, S Tsai, C Ho, C Chen, A Computer Vision System for Automatic Steel Surface Inspection (The fifth IEEE conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2010), pp. 1667–1670
- [50]. R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing, Second Edition*, Prentice Hall, 2002.
- [51]. Smriti H. Bhandari, S. M. Deshpande, S. M. Deshpande, “A Simple Approach to Surface Defect Detection”, 2008 IEEE Region 10 , Colloquium and the Third International Conference on Industrial and Information Systems, Kharagpur, December 8-10, (2008), INDIA.
- [52]. F. G.. Bulnes, D. F. García, F. Javier de la Calle, R. Usamentiaga and, J. Molleda. A Non-Invasive Technique for Online Defect Detection on Steel Strip Surfaces, Springer Science+Business Media New York 2016, *J Nondestruct Eval* (2016) 35:54, Published online: 8 September 2016
- [53]. L Weiwei, Y Yunhui, L Jun, Z Yao, S Hongwei, Automated On-Line Fast Detection for Surface Defect of Steel Strip Based on Multivariate Discriminant Function (IEEE Second International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2008), pp. 493–497
- [54]. M Sharifzadeh, S Alirezaee, R Amirfattahi, S Sadri, Detection of Steel Defect Using the Image Processing Algorithms (IEEE International Multitopic Conference, 2008), pp. 125–127
- [55]. A Cord, F Bach, D Jeulin, Texture classification by statistical learning from morphological image processing: application to metallic surfaces. *J. Microsc.* 239(2), 159–166 (2010)
- [56]. Ajay Kumar, IEEE Member, Computer-Vision-Based Fabric Defect Detection: A Survey *IEEE Trans. On Ind. Electronics*, Vol.. 55, N°. 1, January 2008
- [57]. X. Xie. A Review of Recent Advances in Surface Defect Detection using Texture analysis Techniques, *Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis* 7(3):1-22, (2008), Published by Computer Vision Center / Universitat Autònoma de
-

Barcelona, Barcelona, Spain

- [58]. N. Neogi, D. K Mohanta, and P. K Dutta. “Review of vision-based steel surface inspection systems”, EURASIP Journal on Image and Video Processing (2014), <http://jivp.eurasipjournals.com/content/2014/1/50>
- [59]. S.Ozdemir and A. Erçil, “Markov random fields and Karhunen-Loève transforms for defect inspection of textile products,” in Proc. IEEE Conf. EFTA, Nov. 1996, vol. 2, pp. 697–703.
- [60]. E. Pishyar, M. Emadi. Master Student Investigation of Different Algorithms for Surface Defects of Steel Sheet for Quality International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Volume 149 – No.6, September 2016
- [61]. M. Arun, R. Prathipa, P.S.G. Krishna. Automatic Defect Detection of Steel Products Using Supervised Classifier International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering (An ISO 3297: 2007 Certified Organization), Vol. 2, Issue 3, March 2014
- [62]. Y. Ke, R.Sukthankar. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors. School of Computer Science, Carnegie Mellon University; Intel Research Pittsburgh. <http://www.cs.cmu.edu/~yke/pcasift/>
- [63]. LAO Martins, FLC Padua, PEM Almeida, Automatic detection of surface defects on rolled steel using Computer Vision and Artificial Neural Networks, IECON 2010 - 36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, 2010, pp. 1081–1086
- [64]. DC Choi, YJ Jeon, SJ Lee, JP Yun, SW Kim, Oilmarks Detection Algorithm in Steel Plates, Latest Trends on Systems, vol.I, pp.239–242. ISBN 978-1-61804-243-9
- [65]. D Djukic, S Spuzic, Statistical Discriminator of Surface Defects on Hot Rolled Steel (Proceedings of Image and Vision Computing (University of Waikato, Hamilton, New Zealand, 2007), pp. 158–163
- [66]. G Wu, H Kwak, S Jang, K Xu, J Xu, Design of Online Surface Inspection System of Hot Rolled strips (Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics Qingdao, China, 2008), pp. 2291–2295
- [67]. L. Norton-Wayne, M. Bradshaw, and A. J. Jewell, “Machine vision inspection of web textile fabric,” in Proc. Brit. Mach. Vis. Conf., Leeds, U.K., Sep. 1992, pp. 217–226.
- [68]. M. Bradshaw, “The application of machine vision to the automated inspection of knitted fabrics,” *Mechatronics*, vol. 5, no. 2/3, pp. 233–243, 1995.
- [69]. C. S. Cho, B.-M. Chung, and M.-J. Park, “Development of real-time vision-based fabric inspection system,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 52, no. 4, pp. 1073–1079, Aug. 2005.
- [70]. L. Macaire and J. G. Postaire, “Flaw detection on galvanized metallic strips in real-time by adaptive thresholding,” *Proc. SPIE*, vol. 2183, pp. 14–23, 1993.

- [71]. H Jia, YL Murphey, J Shi, T Chang, An Intelligent Real-time Vision System for Surface Defect Detection (IEEE-Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004), pp. 2–5
- [72]. JP Yun, C Park, H Bae, H Hwang, S Choi, Vertical Scratch Detection Algorithm for High-speed Scale-covered Steel BIC (Bar in Coil). International Conference on Control, Automation and Systems 2010, vol. 1 (KINTEX, Gyeonggi-do, Korea, 2010), pp. 342–345
- [73]. JM Blackledge, DA Dubovitskiy, A surface inspection machine vision system that includes fractal texture analysis, international society for advanced science and technology. *J Intell Syst* 3(2), 76–89 (2008)
- [74]. Y. F. Zhang and R. R. Bresee, “Fabric defect detection and classification using image analysis,” *Text. Res. J.*, vol. 65, no. 1, pp. 1–9, Jan. 1995.
- [75]. JH Guo, XD Meng, MD Xiong, Study on defection segmentation for steel surface image based on image edge detection and fisher discriminant. *J.Phys. Conf. Ser.* 48, 364–368 (2006) doi:10.1088/1742-
- [76]. MR Yazdchi, AG Mahyari, A Nazeri, Detection and Classification of Surface Defects of Cold Rolling Mill Steel Using Morphology and Neural Network, pp.1071–1076. IEEE CIMCA 2008, IAWTIC 2008, and ISE 2008
- [77]. T. Ahonen, A. Hadid, and M. Pietikäinen, “Face recognition with local binary patterns,” in *Proc. Euro. Conf. Computer Vision (ECCV)*, 2004, pp. 469–481.
- [78]. A. Oliver, X. Lladó, J. Freixenet, and J. Martí, “False positive reduction in mammographic mass detection using local binary patterns,” in *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 2007.
- [79]. S. Kluckner, G. Pacher, H. Grabner, H. Bischof, and J. Bauer, “A 3D teacher for car detection in aerial images,” in *Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2007.
- [80]. M. Turtinen, M. Pietikäinen, and O. Silven, “Visual characterization of paper using Isomap and local binary patterns,” *IEICE Transactions on Information and System*, vol. E89D, no. 7, pp. 2076–2083, 2006.
- [81]. T Maenpaa, Surface Quality Assessment with Advanced Texture Analysis Techniques (Proc. of International Surface Inspection Summit, Luxembourg, 2006).
- [82]. Di Huang, Caifeng Shan, Mohsen Ardebilian, Yunhong Wang, and Liming Chen. Local Binary Patterns and Its Application to Facial Image Analysis: A Survey. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C (Applications and Reviews)* 41(6):765-781 • November 2011
- [83]. Kechen Song, Yunhui Yan, A noise robust method based on completed local binary patternsfor hot-rolled steel strip surface defects, *Applied Surface Science* 285P (2013),

- 858-864, available at: www.elsevier.com/locate/apsusc.
- [84]. Maoxiang CHU and Rongfen GONG, Invariant Feature Extraction Method Based on Smoothed Local Binary Pattern for Strip Steel Surface Defect, *ISIJ International*, Vol. 55 (2015), No. 9, pp. 1956–1962
- [85]. Mang Xiao, Mingming Jiang, Guangyao Li, Li Xie and Li Yi. An evolutionary classifier for steel surface defects with small sample set *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Processing (2017) 2017:48, DOI 10.1186/s13640-017-0197-y
- [86]. G Wu, H Zhang, X Sun, J Xu, K Xu, A Bran-new Feature Extraction Method and its application to Surface Defect Recognition of Hot Rolled Strips (Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics, Jinan, China, 2007), pp. 2069–2074. doi:10.1109/ICAL.2007.4338916
- [87]. M. Yazdchi, M Yazdi, AG Mahyari, Steel Surface Defect Detection Using Texture Segmentation Based on Multifractal Dimension (IEEE International Conference on Digital Image Processing, 2009), pp. 346–350
- [88]. F. Truchetet, O. Lalignant. A review on Industrial applications of wavelet and multiresolution based signal-image processing. Accepted for publication in oct. 2007. *Journal of Electronic Imaging* 17(3), 031102 (Jul–Sep 2008)
- [89]. W. Xiu-yong, X Ke, X Jin-wu, Application of Undecimated Wavelet Transform to Surface Defect Detection of Hot Rolled Steel Plates (IEEE Congress on Image and Signal Processing, 2008), pp. 528–532
- [90]. Kumar, G. Pang. Identification of surface defects in textured materials using wavelet packets. Conference Record of the 2001 IEEE Industry Applications Conference. 36th IAS Annual Meeting (Cat. No.01CH37248). doi:10.1109/ias.2001.955418
- [91]. YJ Jeon, DC Choi, JP Yun, C Park, H Bae, SW Kim, Automated inspection algorithm for thick plate using dual light switching lighting method. *World Acad Sci Eng Technol* 6, 1525–1528 (2012)
- [92]. Chaitali Tikhe, J.S.Chitode, Metal Surface Inspection for Defect Detection and Classification using Gabor Filter, *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology* (An ISO 3297: 2007 Certified Organization) Vol. 3, Issue 6, June 2014
- [93]. DC Choi, YJ Jeon, JP Yun, SW Kim, Pinhole detection in steel slab images using Gabor filter and morphological features. *Appl Opt* 50(26), 5122–5129 (2011)
- [94]. Mostafa Sadeghi, syntetiser Faezeh Memarzadehzavareh, “Flaws detection in steel plates Using Gabor Wavelet”, *Life Science Journal*, pp.352-355, 2013.
- [95]. Ajay Kumar and Grantham Pang, “Defect detection in textured materials using Gabor filters”, Proc. 35 IAS Annual Meeting, Rome (Italy), 8-12 Oct. 2000.
- [96]. S. F. Attali and F. S. Cohen, “Surface inspection based on stochastic modeling,” Proc.

- SPIE, vol. 665, pp. 46–52, 1986.
- [97]. D. P. Brzakovi c, P. R. Baki c, N. S. Vuiovic, and H. Sari-Sarraf, “A generalized development environment for inspection of web materials,” in Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., Albuquerque, NM, Apr. 1997, pp. 1–8.
- [98]. J. G. Campbell, C. Fraley, F. Murtagh, and A. E. Raftery, “Linear flaw detection in woven textiles using model-based clustering,” Dept. Statistics, Univ. Washington, Seattle, WA, Tech. Rep. 314, Jul. 1996, pp. 1–15.
- [99]. P Caleb, M Steuer, Classification of surface defects on hot rolled steel using adaptive learning methods, KES’2000. Fourth international conference on knowledge-based intelligent engineering systems and allied technologies. Proc. 1, 103–108 (2000)
- [100]. J. Masci, U. Meier, D. Ciresan, G. Fricout, Steel Defect Classification with MaxPooling Convolutional Neural Networks, The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN),10-15 June 2012, Brisbane, QLD, Australia
- [101]. Shiyang Zhou, Youping Chen, Dailin Zhang, Jingming Xie, Yunfei Zhou, Classification of Surface Defects on Steel Sheet Using Convolutional Neural Networks, MATERIALS AND TECHNOLOGY, available at: <https://www.researchgate.net/publication/313896846>, doi:10.17222/mit.2015.335, 2016
- [102]. Li Yi, Guangyao Li, and Mingming Jiang, An End-to-End Steel Strip Surface Defects Recognition System Based on Convolutional Neural Networks, Steel research int. 87, 2016, No. 9999. DOI: 10.1002/srin.201600068, available at : www.steel-research.de.
- [103]. Huijun Hu, Yuanxiang Li, Maofu Liu and Wenhao Liang, Classification of defects in steel strip surface based on multiclass support vector machine, Multimed Tools Appl. (2014) 69:199216, Published online by Springer Science+Business Media, New York, 2012
- [104]. K Choi, K Koo, J Lee, Development of defect classification algorithm for POSCO rolling strip surface inspection system. SICE-ICASE International Joint Conference 10, 2499–2502 (2006)
- [105]. Maoxiang CHU, Anna WANG, Rongfen GONG and Mo SHA, Strip Steel Surface Defect Recognition Based on Novel Feature Extraction and Enhanced Least Squares Twin Support Vector Machine, ISIJ International, Vol. 54, No. 7, 2014, 16381645
- [106]. Maoxiang CHU, Rongfen GONG and Anna WANG, Strip Steel Surface Defect Classification Method Based on Enhanced Twin Support Vector Machine, ISIJ International, Vol. 54, No. 1, pp. 119-124, 2014
- [107]. Shee Khamis, Kipruto W. Cheruiyot, Stephen Kimani. Application of k- Nearest Neighbour Classification in Medical Data Mining. International Journal of Information and Communication Technology Research, Volume 4 No. 4, April 2014

- [108]. A. Ganesh Jivani, The Novel k Nearest Neighbor Algorithm. International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI -2013), Jan. 04 – 06, 2013, Coimbatore, INDIA
- [109]. C. Liu, L. Cao, A Coupled k-Nearest Neighbor Algorithm for Multi-label Classification. Springer International Publishing Switzerland 2015, (Eds.): PAKDD 2015, Part I, LNAI 9077, pp. 176–187, 2015.
- [110]. C Ünsalan, A Erçil, Automated Inspection of Steel Structures. Recent Advances in Mechatronics (Springer-Verlag Ltd., Singapore, 1999), pp. 468–480
- [111]. Y Yunhui, S Kechen, X Zhitao, F Xuehui, The Strip Steel Surface Defects Classification Method Based on Weak Classifier Adaptive Enhancement, IEEE Third International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, 2011, pp. 958–961
- [112]. A. Hyvarinen, J. Hurri, P. O. Hoyer, Natural Image Statistics. A probabilistic approach to early computational vision, February 27, 2009, Springer
- [113]. R. Raveaux. Cours de Statistiques-Analyse en Composantes Principales. Laboratoire L3I { Université de La Rochelle , Octobre 24-11, 2008
- [114]. Gabor_filter, free encyclopedia, https://en.wikipedia.org/wiki/Gabor_filter
- [115]. Laurent Risser, Analyse multi-échelles des textures, <http://perso.numericable.com/laurent.risser/FAC/rapportDEA.pdf>
- [116]. J. Ilonen, J.K. Kämäräinen and H. Kälviäinen. Efficient computation of Gabor features, Research Report 100, Lappeenranta University of Technology, Dpt. of Information Technology, Lappeenranta, Finland 2005, ISBN 952-214-126-7
- [117]. Calmettes, G. Cedille, Vision par ordinateur – Filtres de Gabor., http://ahistace.chez-alice.fr/documents/rapport_gabor.pdf
- [118]. J. K. Kamarainen, V. Kyrki, and H. Kalviainen. Invariance properties of gabor filter based features - overview and applications. IEEE Transactions on Image Processing, to be published.
- [119]. V. Kyrki, J.-K. Kamarainen, and H. Kalviainen. Simple Gabor feature space for invariant object recognition. Pattern Recognition Letters, 25(3):311–318, 2004.
- [120]. Hyun Jin Park and Hyun Seung Yang. Invariant object detection based on evidence accumulation and Gabor features. Pattern Recognition Letters, 22:869–882, 2001.
- [121]. I. Daubechies, “The wavelet transform, time–frequency localization and signal analysis,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 36, no. 5, pp. 961–1005, Sep. 1990
- [122]. Vladimir N. Vapnik. The nature of statistical learning theory, - (Statistics for engineering and information science ISBN 0-387-98780-0), . Second edition. Springer-Verlag, 1995

- [123]. “machines à vecteurs de support”, Document en ligne à : https://fr.wikipedia.org/wiki/Machine_à_vecteurs_de_support
- [124]. Olivier Bousquet, Introduction aux “Support Vector Machines” (SVM) . Centre de Mathématiques Appliquées, Ecole Polytechnique, Palaiseau Orsay, Nov. 2001
- [125]. Antoine Cornuéjols, Laurent Michlet, Yves Kodratoff. Apprentissage artificiel- Concepts et Algorithmes. Deuxième tirage 2003, Ed. EYROLLES
- [126]. G. Shakhnarovich, T. Darrell and P. Indyk. Nearest-Neighbor Methods in Learning and Vision -Theory and Practice. 2005 Massachusetts Institute of Technology. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England
- [127]. K-nearest_neighbors_algorithm, Free encyclopedia : https://en.wikipedia.org/wiki/K-nearest_neighbors_algorithm
- [128]. MH. Nguyen , F . De la Torre. Optimal feature selection for support vector machines. Elsevier, Pattern Recognition 43 (2010) 584–591
- [129]. Claus Weihs and Gero Szepannek. Distances in Classification, P. Perner (Ed.): ICDM 2009, LNAI 5633, pp. 1–12, 2009. _ Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2009
- [130]. Crossposted from ingomierswa.com. K-Nearest Neighbors – The Laziest Machine Learning Technique RapidMiner, <https://rapidminer.com/blog/k-nearest-neighbors-laziest-machine-learning-technique/>
- [131]. K. Zakka A Complete Guide to K-Nearest-Neighbors with Applications in Python and R, Jul 13, 2016, <https://kevinzakka.github.io/2016/07/13/k-nearest-neighbor/>
- [132]. A. Mellakh. Reconnaissance des visages en conditions dégradées. THÈSE de Doctorat, Institut National des Télécommunications Spécialité : Traitement d'image et de signal Soutenue le 07 Avril 2009
- [133]. P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha and D. J. Kriegman, Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, N°7, July 1997
- [134]. D. L. Swets, J. (Juyang) Weng, Using Discriminant Eigenfeatures for Image Retrieval, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, N°8, August 1996
- [135]. J. Kannala and E. Rahtu, Bsif: binarized statistical image features, Proceedings of 21st international conference on pattern recognition (ICPR 2012), Tsukuba, Japan, 13631366
- [136]. Ylioinas J., Kannala J., Hadid A., Pietikäinen M, Face Recognition Using Smoothed HighDimensional Representation. In: Paulsen R., Pedersen K. (eds) Image Analysis. SCIA 2015. Lecture Notes in Computer Science, Vol. 9127. Springer, Cham
- [137]. Shervin R. A.”Multiscale binarised statistical image features for symmetric face

- matching using multiple descriptor fusion based on class-specific LDA”, 2015. Springer-Verlag London (2015)
- [138]. DC. Choi, YJ. Jeon, JP. Yun, SW. Yun and SW. Kim, “An algorithm for detecting seam cracks in steel plates”. *International Journal of Mechanical, Aerospace, Industrial, Mechatronic and Manufacturing Engineering* Vol:6, No:12, (2012), pp2835-2838
- [139]. Yong-ju JEON, Doo-Chul CHOI, Jong Pil YUN, Changhyun PARK, Song Woo KIM. Detection of Scratch Defects on Slab Surface. 1th International Conference on Control, Automation and Systems, 2011, pp. 1274–1278, ISBN: 978-89-93215-03-8Articl bob trouvé
- [140]. Kechen SONG, Shaopeng HU and Yunhui YAN, Automatic Recognition of Surface Defects on Hot-rolled Steel Strip using Scattering Convolution Network, *Journal of Computational Information Systems* 10: 7, 30493055, 2014
- [141]. Li Yi, Guangyao Li, and Mingming Jiang, An End-to-End Steel Strip Surface Defects Recognition System Based on Convolutional Neural Networks, *Steel research int.* 87, 2016, No. 9999. DOI: 10.1002/srin.201600068, available at : www.steel-research.de.
- [142]. Timo Ojala, Matti Pietikäinen, Senior Member, IEEE, and Topi MäEenpää, Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, VOL. 24, NO. 7, JULY 2002
- [143]. Pedro H. Bugatti, ,AgmaJ.M.Traina, JoaquimC.Felipe and Caetano Traina Jr Medical Imaging 2008: Computer-Aided Diagnosis, edited by Maryellen L. Giger, Nico KarssemeijerProc. of SPIE Vol. 6915, 69152Y, (2008) • 1605-7422/08/\$18 • doi: 10.1117/12.770512

Annexe A Nomenclature des défauts de surface en laminage de l'acier

Tableau de synthèse des défauts des produits plats en acier, laminés et non revêtus (Liste non limitative) [13, 17-22]

	Nom	Processus & Définition	Caractéristiques / Aspect	Position	Origine
Défauts dont Causes premières sont en amont du laminage	Soufflures «Blowholes /Blisters»	Laminage à chaud et à froid : Boursoufflures allongées durant le laminage. En général ne sont discernables que lors de la mise en forme et du traitement du matériau.	Aspect de creux et trous.	Distribution irrégulière à la surface	- Porosités dans les produits semi-finis dont le soudage est empêché par des inclusions non métalliques. - Solidification rapide avec excès de piégeage de gaz.
	Trous «Holes/Massive ruptures»	Laminage à chaud et à froid : Déchirures et perforation de différentes grandeurs du matériau depuis des trous à peine visible jusqu'à de grande perforations irrégulières comportant des arrêtes vives.	Perforation irrégulière	Discontinuités du matériau allant d'une face à une autre.	- Trous sur les bords des lingots dus à une mauvaise ductilité - Contraintes locales excessives - Section de la bande localement affaiblie.
	Bords en dents de scie «Serrated edges»	Laminage à chaud : Déchirure du matériau au niveau des rives.	Forme irrégulière.	Sur les rives	-Ecrasement trop important des rives. -Mauvaise elongation au niveau des bords due une température basse
	Pores «Pits/Scale pits»	Laminage à chaud : Pores détartrés et rayures légères au long de la surface de la bande et selon le degré de déformation.	Formes ponctuelles ou linéaires jusqu'à des zones de grande surface.	Toute la surface	Décalaminage insuffisant de la bande laminée à chaud.
	Pores de décapage «pickling pits»	Laminage à chaud : Petites cavités ouvertes dans la surface de la bande qui ne sont pas remplies de matières étrangères. Se forment uniquement dans des bains d'acide sulfurique.	A la surface le long de couche de calamine	Distribution irrégulière sur la surface de la bande.	Décapage prolongé ou addition insuffisante d'inhibiteurs.

	Cote de laminage «Lamination»	Laminage à chaud et à froid : Concerne notamment les tôles fortes. Présence d'une fine sub-surface de séparation dans le métal de base parallèle à celle de la tôle	Stries allongées marquant une séparation dans le métal	Au centre de la tôle ou sur les rives-	Anciennes discontinuités dans le métal, telles qu'inclusions et porosités qui sont étalées lors du laminage
Ecoulement Plastique	Fissures de laminage «Cracks»	Laminage à chaud : Sillons creux au niveau de la surface du métal, de différentes formes, sens longitudinal ou transversal.	Forme de sillons creux ou déchirure du métal.	Sur la largeur de la bande ou les rives	- Aggravation de fissures de coulée, - Pauvre ductilité du métal - Chocs thermiques
	Criques «Crazing»	Laminage à chaud : Discontinuités étroites du métal, de longueurs variées, allongées et parallèles ou perpendiculaires au sens du laminage. (sous forme de réseau, étoiles)	Présence de craquelures visibles à la surface.	Assez centré et s'élargit rapidement.	Refroidissement non uniforme fragilisant le grain
	Vermiculures et brisures «coil breaks/ Edge Break»	Laminage à froid : Lignes d'écoulement plastiques. Se produisent lors de la mise en forme.	Lignes perpendiculaire au sens de laminage.	Au niveau des rives et jusqu'à un certain point au milieu de la bande.	-Faible valeur de la limite d'élasticité qui cause des déformations plastiques. -Vitesse de défilement de la bande faible (déformation plastique est dépendante du temps).

	Nom	Processus & Définition	Caractéristiques / Aspect	Position	Origine
Griffes «scratches, grooves ; Pitting»	Griffes sur bande à froid «Cold strip Scratches»	Laminage à froid : Sillons et encoches dus à l'arrachement de matière, libres d'inclusions métalliques et de calamine.	Des lignes claires et continues	Différentes tailles et principalement parallèles au sens de laminage.	-Contacts entre la bande et des coins ou des arêtes vives de pièces de machine. -Encrassements des guidages.
	Griffes sur bandes à chaud «Hot strip Scratches»	Laminage à chaud : Sillons et encoches dus à l'arrachement de matière qui peuvent contenir des inclusions de calamine. Sont créés entre la zone chaude et l'entrée de la ligne de décapage (débobineuse).	-Forme d'ombres ou de repliures. -Des lignes sombres et continues	- Différentes tailles et principalement parallèles au sens de laminage	-Endommagement par incrustation d'oxyde par le laminage. -L'abrasion mécanique de la bande avec les outils de l'installation.
	Griffes de décapage «Pickling scratches»	Ligne de décapage : Sillons et arrachements de matière libres d'inclusions de calamine.	Forme d'ombres ou de repliures	Parallèles au sens de laminage.	-Glissements relatifs des spires de la bande froide lors de l'enroulement ou du déroulement. -Frottements de la bande contre des éléments de la ligne de décapage
	Griffes de chaleur «Heat scratches»	Laminage à froid : Griffes fines jusqu'à très fine sur la bande	Petites lignes irrégulières.	sens du défilement de la bande	Destruction du film lubrifiant pendant le laminage.
	Piqûres «Orange Peel/Pitting»	Laminage à chaud : Surface partiellement ou complètement rugueuse et au pire ressemble à une peau d'orange, caractérisée par une structure à grains grossiers.	Surface rugueuse	Densité irrégulière sur toute la longueur, sur les deux surfaces.	-Petites déformations plastiques -Ecrouissage insuffisant. -Température élevée

	Nom	Processus & Définition	Caractéristiques / Aspect	Position	Origine
Marques De Cylindre	Criques à feu «Fire cracks»	Laminage à chaud : Marques des fissures sur la surface des rouleaux de finition transférées à la tôle	Etat de surface grossier avec des rugosités visibles.	Dans le sens du défilement à intervalles réguliers.	Chocs thermiques des rouleaux
	Collages «Stickers/scrap breaks»	Laminage à chaud : Le défaut est observé quand des débris collent aux cylindres et laissent leurs empreintes sur la bande	Figure sur la bande selon forme de débris collés.	Sur la surface à intervalle régulier	Collage de matières étrangères
	Embouts de rouleaux «Roll imprints»	Laminage à chaud et à froid : Creux de forme plus ou moins régulière. Peut apparaître sur les deux faces. pour les tôles revêtues par immersion.	Présence de creux sur un côté de la bande et d'une bosse de l'autre.	-Périodique sur la bande. L'intervalle dépend du diamètre du cylindre.	-Ebrèchement d'un éclat de cylindre, bavures
	Forçures «Pinch Marks/ stripes»	Laminage à chaud et à froid : Marques provoquées par la repliure de la bande dans l'emprise.	Forme linéaire. Pas forcément dans le sens du laminage.	-Apparaissent de manière isolée. ou périodiquement.	Une mauvaise planéité de la bande. Lorsque la forçure laisse une empreinte sur la surface du cylindre, le défaut se répète à intervalle régulier.
	Défoncements «Pimples»	Laminage à froid ou lors du skin pass : Empreinte en relief. Peut apparaître sur les deux faces pour les tôles revêtues par immersion.	Bombé par endroit sur un côté de la tôle	- Périodique le long de la bande. - La périodicité est fonction des dimensions du rouleau défectueux.	Creux présent sur un cylindre de travail.
	Chaines de défoncements «Pimples séquence»	Laminage à froid ou lors du skin pass : Des défoncements successifs dans le sens de laminage.	Présence de Bombé sur un côté de la tôle	continu ou périodiquement.	Provoquées par des cavités décalées sur une circonférence du cylindre de travail dues à l'adhérence de particules étrangères sur le cylindre de soutien.

	Nom	Processus & Définition	Caractéristiques / Aspect	Position	Origine
Défauts de calamine	Calamine primaire «Primary Scales/Patches»	Laminage à chaud : Couche d'oxyde qui se forme dans les fours de réchauffage.	Gris/ noir en forme de M	Eparpillée, fragmentée	Décapage insuffisant, Température élevée
	Calamine secondaire «Secondary Scales(drag and comet»	Laminage à chaud : Couche d'oxyde qui se forme lors du dégrossissage	Aspect gris bleuté, assez brillant et uniforme. des reflets rouges. Epaisseur moyenne est <t 30 µm.	Eparpillée	Décapage insuffisant, peut provenir de la cage à bobines.
	Calamine tertiaire «Tertiary Scales»	Laminage à chaud : Traces d'oxyde qui se forme à la finition, lors du bobinage de la bande.	Poivre et sel «Salt & pepper»	A travers la largeur	Cylindre rugueux.
	Calamine rouge «Red Scales (silicon).»	Laminage à chaud : Couche d'oxyde comprenant les éléments (Silicium >=0.20%; Cr>0.40%, Cu) et qui se forme en cours de processus.	Aspect rougeâtre	Dispersés sur les deux surfaces.	Mauvais décalaminage avec présence d'éléments précis.
	Calamine résiduelle «Rolled in scale»	Laminage à chaud : Résidu de calamine qui s'incruste au cours du processus	Forme non homogène. Formes ponctuelles ou linéaires jusqu'à des zones de grande surface	Peut être présente n'importe où sur la surface	-Un décapage imparfait de la bande laminée à chaud. -Ecrouissage locaux importants qui entraîne une recristallisation à grain fin.
Inclusions non métalliques	Pailles «Shell»	Laminage à chaud : Chevauchement de matière (plis de sandwich) en surface contenant des inclusions non métalliques, des inclusions d'oxydes ou de la calamine.	-Plis de sandwich de différentes tailles et formes, de couleur gris blanchâtre.	distribution irrégulière sur la surface	-Formation de grand amas d'inclusions non métalliques en dessous de la surface en coulée continue.
	Lignes Pailleuses «Seams»	Laminage à chaud et à froid : Bande étroite contenant des inclusions non métalliques et/ou de la calamine, craquées et allongées en cours de processus. et se transforment graduellement en languettes ou taches pour disparaître.	-Bandes longues et de faible largeur à teinte plus claire ou plus foncées que celle de l'acier ;	-Parallèles à la direction de laminage. -Peut apparaître sur les deux faces.	-Fissure transversale ou longitudinales des lingots. -Piégeage des matières non métalliques.

Nomenclature des défauts de surface en laminage de l'acier

Endommag. Méc./Entreposage	Emboutis «Dents/scars»	Laminage à chaud et à froid : Marques d'endommagements sur plusieurs spires de bobines lors du transport ou entreposage non conformes.	Déformation superficielles	A la surface	-Chocs entre bobines / manutention/ Souillure de la surface d'entreposage.
	Rouille «Rust»	Laminage à chaud et à froid : La rouille est une couche superficielle de produits de la corrosion du fer. Survient notamment sur les bobines d'acier.	Surface oxydée, Taches de couleur jaune-rouge jusqu'à noire. Lignes de Différentes longueurs.	Diffusion à partir des bords vers le centre	-Présence de liquide à base d'eau sur la surface de la tôle, variations de température et humidité élevée de l'air -Entreposages prolongés.
Taches	Taches de sur-décapage «Stoppage marks, Over pickling»	Ligne de décapage : Zone plus rugueuse que la normale et de couleur différente.	Taches sur de grande surface d'un blanc terne ou noir brunâtre	distribution irrégulière sur la surface de la bande	-Arrêt de ligne de décapage. -Faible vitesses de défilement de la bande dans le bain de décapage. -Attaques chimiques lors de l'arrêt de la ligne de décapage.
	Taches d'émulsion «Emulsion Marks»	En processus de Recuit . Résidus d'émulsion craqués.	-Couleur sombres -Forme irrégulière.	distribution irrégulière sur la surface	Présence d'émulsion non évaporée lors du recuit, à cause d'un essorage insuffisant de la bande.
	Rives colorées (colorations de recuit) «Annealed-stained Edge»	En laminage à froid : Colorations de recuit qui apparaissent le long des rives de bandes.	-Bandes sinueuses -Taches colorées, grises jusqu'au noir.	Apparaissent généralement sur toute la largeur de la bande.	Oxydation et/ou réduction du fer et du manganèse.

• Défauts géométriques

Nom	Définition	Caractéristique / Aspect	Position	Origine
Plis «Fold»	Laminage à chaud et à froid : Des rides semblables au chevauchement de matière selon des angles droit ou oblique par rapport au sens du laminage.	Surface n'est pas parfaitement plane	Peuvent survenir sur les bords ou au milieu	-Tension inter-cages insuffisante, -Incapacité des loopers ¹ d'absorber rapidement davantage de matière laminée.
Marques de broutage «Chatter marks»	Laminage à froid : Ondulations de la surface de la bande.	Fluctuations d'épaisseur des zones ondulées.	Sur toute la largeur de la bande. Se propagent dans le sens du laminage	Superposition des vibrations dans les cages de laminoir.
Ondulations en rives(bords long) «Edges waves»	Laminage à chaud et à froid : Défauts de planéité où l'Ondulation se situe le long du ou des bord (s) de la tôle.	Bords plus épais par rapport au centre	Se propagent dans le sens du laminage	-Bombé inadéquat de la bande entrante. -Mauvais réglage de l'emprise. -Epaississement des rives du à un mauvais alignement des cisailles.
Ondulations au centre (centre long) «Central waves»	Laminage à chaud : Présence de régions ondulées au centre de la tôle	Centre plus épais par rapport aux Bords	Parallèle au sens de laminage	-Mauvaise flexion de cylindres, -Mauvais contrôle du liquide de refroidissement,

¹ *Looper* : Dispositif de régulation de la traction inter-cage de la bande en cours de laminage

Nom	Définition	Caractéristique / Aspect	Position	Origine
Tuiles «cross bow»	Laminage à chaud : En finition, courbure transversale de la bande par rapport au sens de laminage.	Tôle arquée sens transversale	Sur une longueur plus ou moins importante	-Différences de frottements des faces supérieure et inférieure de la bande au contact des cylindres de travail.
Cintre longitudinal «coil set»	Laminage à chaud et à froid : Courbure de la bande dans le sens du laminage.	Tôle arquée dans le sens longitudinal. Centre plus épais par rapport aux bords.	Sur une longueur plus ou moins importante	-Petit diamètre de bobinage. -Différences de concentration de chaleur entre les différentes pièces. -Mauvais réglage des cylindres.
Bourrelets et cordons «Ridges»	Laminage à chaud : Forme de cordon. Ne peut plus être corrigé au laminoir à froid.	surépaisseurs de la bande	Se propagent dans le sens du laminage	Superposition des surépaisseurs lors du bobinage, dont le diamètre va en augmentant.
