HAL open science

Inspection visuelle automatisée de surfaces : Perspectives d'évolutions industrielles Echelle d'inspection, quantité d'information acquise et apprentissage non-supervisé

Thomas Lacombe, Maurice Pillet, Hugues Favreliere

To cite this version:

Thomas Lacombe, Maurice Pillet, Hugues Favreliere. Inspection visuelle automatisée de surfaces : Perspectives d'évolutions industrielles Echelle d'inspection, quantité d'information acquise et apprentissage non-supervisé. 15ème Colloque National AIP-Priméca : Concevoir et produire dans les industries du futur., AIP-Priméca, Apr 2017, La Plagne, France. hal-01521464

HAL Id: hal-01521464

https://hal.science/hal-01521464v1

Submitted on 16 May 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Inspection visuelle automatisée de surfaces : Perspectives d'évolutions industrielles

Echelle d'inspection, quantité d'information acquise et apprentissage non-supervisé

Thomas Lacombe*, Maurice Pillet*, Hugues Favrelière*
*Laboratoire SYMME – Université Savoie Mont Blanc
7 chemin de Bellevue,
Annecy – France
thomas.lacombe1@univ-smb.fr / maurice.pillet@univ-smb.fr / hugues.favreliere@univ-smb.fr

Résumé*— Le contrôle qualité visuel des produits est actuellement incontournable dans de nombreuses industries. Or il a été observé que ce type d'inspection présente une variabilité importante, impliquant des difficultés à garantir un contrôle efficace dans un contexte industriel. De nombreux travaux portant sur l'automatisation de ce processus ont ainsi été menés pour répondre aux besoins croissants de productivité et de qualité à fournir aux clients. Il apparait que la plupart des systèmes développés à l'heure actuel répondent à des applications spécifiques. En effet, ce type de dispositifs est bien adapté pour répondre à des problématiques industrielles requérant à la fois efficacité et rapidité. Cependant, ils sont en contrepartie très peu souples pour s'adapter à d'autres situations. Cet article présente brièvement certaines pistes de recherches futures dans ce domaine, basées sur une évolution vers des systèmes plus génériques. Les leviers identifiés sont un élargissement des échelles d'inspection, une augmentation de la quantité d'information acquise et enfin l'utilisation d'outils de classification non-supervisés permettant un apprentissage sans éléments d'entrainement identifiés à l'avance. La littérature de différents domaines d'application de ces techniques comme par exemple le textile ou encore l'industrie des métaux sert de support à cette réflexion.

Mots-clés*— Inspection visuelle automatisée, apprentissage automatique, inspection industrielle.

I. INTRODUCTION

La maitrise de la qualité d'aspect des surfaces tient un rôle clé dans de nombreux domaines industriels actuellement. L'inspection visuelle qui lui a trait tient donc une place primordiale dans les processus de contrôle qualité.

Or, la mesure de la qualité perçue est complexe et la forte variabilité du contrôleur humain dans l'exercice de type d'inspection est une vraie problématique. Pour réduire cette variabilité, il est possible de standardiser les procédures de contrôle [1], mais également de confier cette tâche fastidieuse à une machine en automatisant l'inspection. C'est ce second point qui nous intéresse plus particulièrement dans cet article.

Un système d'inspection automatisé peut être simplifié en deux grandes parties visibles en Figure.1 : l'acquisition des images et le traitement de celles-ci [2] [3].

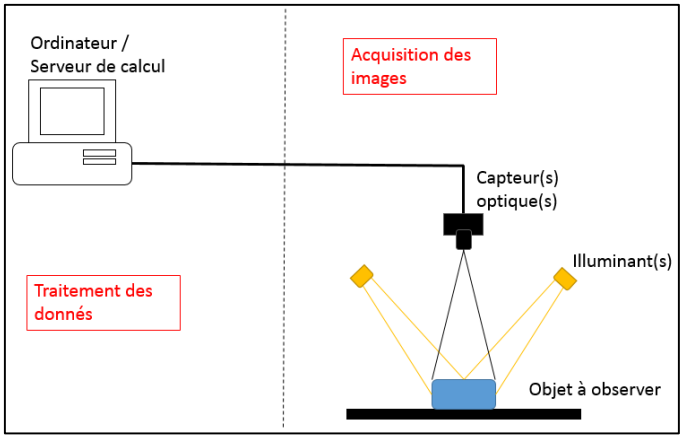

Figure 1. COMPOSITION SIMPLIFIEE D'UN SYSTEME D'INSPECTION AUTOMATISE

L'acquisition des images peut être elle-même divisée en cinq éléments majeurs : un illuminant, un objet à observer, un capteur optique, une carte d'acquisition et un ordinateur (hardware et software) [4]. C'est l'ordinateur qui joue le rôle d'interface entre la partie d'acquisition et celle de traitement des images. Cette dernière est aussi généralement décomposée en différentes parties présentées en Figure.2 : le prétraitement, la segmentation, la description et la classification [2] [3] [5].

Nous nous concentrons dans cet article sur l'étape de classification qui peut être réalisée via deux grandes catégories de techniques : les méthodes supervisées et non-supervisées [4] [6] [7] [8]. Les premières sont largement utilisées dans les applications industrielles et nous nous intéressons plus particulièrement aux secondes qui nous paraissent apporter des pistes intéressantes pour l'évolution future du domaine.

La première partie de cet article s'intéresse donc aux systèmes d'acquisitions et propose certaines perspectives d'évolution de ces dispositifs. Ensuite, la seconde partie est dédiée quant à elle à un bref aperçu de l'utilisation de méthodes de classification non-supervisées dans des applications d'inspection visuelle automatisée.

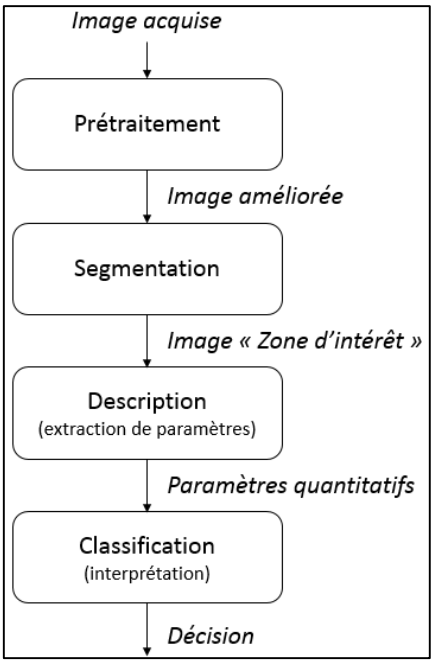

Figure 2. ETAPES DE LA PHASE DE TRAITEMENT DES IMAGES ACQUISES

II. SYSTEMES D'ACQUISITIONS

L'étude des différents dispositifs utilisés en vision industrielle montre qu'ils sont conçus pour répondre à une application spécifique. En effet, Malamas [9] explique qu'il n'existe pas de système capable de réaliser toutes les tâches dans tous les domaines d'applications et qu'il faut donc développer des systèmes suivant des spécifications précises. Cela se traduit par le fait que la majorité des applications référencées à l'heure actuelle utilisent un type d'illumination et d'acquisition bien précis et adapté à des spécifications identifiées. Par exemple, Clark Jr [10] propose un système adapté à l'inspection de surfaces planes éventuellement réfléchissantes telles que des circuits imprimés, basé sur des illuminations en champs sombre et clair.

Pour un type d'application différent, Unay [11] préfère quant à lui utiliser un éclairage diffus et une acquisition multi spectrale. Ces choix étant respectivement guidés par la forme non plane des surfaces à éclairer (pommes), et par l'importance de l'information de couleur.

Comme l'explique toujours Malamas [9], la problématique majeure est alors de bien identifier en avance quel type d'information le système de vision industriel doit être capable d'obtenir. Une décision doit alors être prise sur le type de mesures mis en œuvre et la localisation précise de celles-ci. Ce type de développements est de mieux en mieux maîtrisé, et il nous parait légitime de se poser la question des perspectives possibles au regard de la situation actuelle.

Du point de vue de la quantité d'information acquise et de l'échelle d'inspection, les observations émises précédemment nous permettent de proposer la classification simple présentée dans le Tableau 1.

Des moyens permettant d'acquérir une large quantité d'information existent déjà actuellement comme l'éclairage multi angulaire [12] [13] [14] ou encore l'acquisition hyperspectrale qui permet d'acquérir un spectre quasiment continu d'images sur plusieurs centaines de milliers de longueur d'ondes [15] [11]. Ils ne sont pas encore utilisés dans le cadre d'applications industrielles car ils fournissent trop d'information pour des applications spécifiques qui n'en exigent pas autant pour fonctionner efficacement. Ceci est par exemple très bien mis en exergue par Zhang [4] qui explique que l'acquisition hyperspectrale est plutôt utilisée actuellement dans des recherches fondamentales visant souvent à définir les quelques meilleures longueurs d'ondes à choisir dans le cadre du développement de systèmes multispectraux, plus efficaces pour des applications industrielles.

	Actuellement	**Perspectives proposées**
Quantité d'information acquise	Limitée et adaptée à une application précise	Assez grande pour application plus générique
Echelle d'inspection	Limitée et adaptée à une application précise	La plus large possible (objet entier)

Tableau 1. CLASSIFICATION SIMPLE DE LA QUANTITE D'INFORMATION ACQUISE ET DE L'ECHELLE D'INSPECTION ACTUELLEMENT ET SELON LES PERSPECTIVES PROPOSEES

Nous pensons ainsi qu'une des pistes de développements du domaine de l'inspection automatisée industrielle est l'évolution vers des systèmes moins spécifiques captant plus d'information et à plus grande échelle. Il s'agirait de systèmes d'inspection plus génériques.

La difficulté majeure identifiée est qu'il faut que ces systèmes gardent une efficacité suffisante en terme de vitesse de traitement pour être applicables à des problématiques industrielles. Ceci est d'ailleurs intimement lié à la capacité de traitement des machines de calcul et au développement d'algorithmes capables de gérer cette quantité importante d'information de manière efficace, dont nous ne parlons pas ici.

De plus, l'étape de classification joue également un rôle clé dans le développement de systèmes moins spécifiques. La suite de cet article est dédiée à la présentation d'une piste de recherche concernant cette phase du traitement des données.

III. Utilisation de la classification non-supervisee

A. *Rôle de la classification*

Cette partie propose tout d'abord un bref descriptif du rôle de la classification dans le traitement des données acquises, puis se focalise sur l'utilisation de méthodes non-supervisées dans des applications d'inspection visuelle automatisées.

Une fois acquises, les images sont traitées suivant les étapes présentées en introduction sur la Figure 2. Après une étape de prétraitement et de segmentation pour améliorer la qualité de l'image et sélectionner une zone d'intérêt, celle-ci est décrite. Il s'agit alors d'extraire des paramètres quantitatifs des images qui seront interprétés dans la phase de classification. Cette dernière a pour objectif de catégoriser les éléments traités suivant différents groupes pour fournir une information finale sur la qualité du produit contrôlé. Cette partie de l'article s'intéresse particulièrement à cette phase.

La classification consiste principalement en un d'apprentissage pour former différentes classes auxquelles sont assignées les divers éléments traités. Deux grandes classes de méthodes d'apprentissages se dégagent de la littérature [6] [7] [8] : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé. Les méthodes supervisées permettent de créer des classes grâce à des éléments « exemples » dont le label est connu et vérifié par avance [8]. Les méthodes non-supervisées permettent quant à elles de créer des groupes via des éléments dont le label n'est pas connu par avance, donc sans aide extérieure [6] [7]. Xie [8] explique que ce type d'approche est utile dans le cas où les défauts sont imprévisibles et qu'il n'est pas possible d'avoir des éléments témoins pour l'apprentissage. Dans l'optique du développement de systèmes d'inspection automatisés moins spécifiques, l'utilisation d'approches non supervisées semble donc être une piste de travail intéressante.

B. *Utilisations d'approches non-supervisées : Exemple des cartes auto adaptatives*

Les approches non-supervisées sont référencées en moins grand nombre que les systèmes supervisés dans la littérature. Néanmoins, certaines d'entre-elles ont été utilisées dans des applications d'inspection visuelle automatisée. La méthode des cartes auto adaptatives (SOM[1]) est la plus référencée [16] [17] [18] [19] [20] [21]. Même si d'autres méthodes sont utilisées comme par exemple les algorithmes génétiques [22], nous avons décidé de nous focaliser sur les SOM dans cet article.

Les SOM sont un type de réseau de neurones permettant de représenter dans un espace de faible dimension un lot de données d'entrée de dimension plus importante [23]. Après un entrainement itératif, chaque neurone du réseau est labélisé en fonction de la classe dont il est le plus proche dans les données d'entrée [18]. Les neurones de sorties sont donc pondérés en fonction des données d'entrées comme le montre la Figure 3.

Tolba [16] met par exemple en œuvre un classifieur non-supervisé basé sur les SOM pour l'inspection visuelle automatisée de textiles. Sur la base de 3 classes, 22 éléments d'apprentissage et 22 testés, il parvient à atteindre 100% d'exactitude.

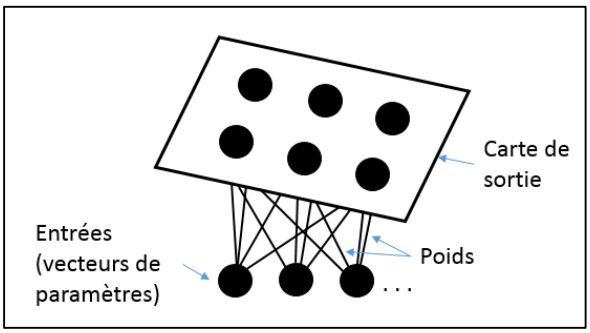

Figure 3. Representation simplifiee d'une carte auto adaptative

Mäenpää [18] utilise également cette méthode pour inspecter en temps réel des feuilles de papier. Il met en avant la célérité de l'algorithme permettant néanmoins d'obtenir de très bons résultats. En effet, pour l'inspection de feuilles de papier circulant à la vitesse de 30m/s, le système montre 98,4% d'exactitude pour la classification en 4 catégories de 502 images testées, après un entrainement sur 502 images.

Dans le cadre d'une application plus complexe qu'est la détection de certains défauts spécifiques sur des pièces d'acier laminées, Luiz [19] obtient aussi de bons résultats via une classification basée sur les SOMs. Il obtient en effet 87% d'exactitude pour 5400 échantillons (3600 pour l'entrainement et 1800 pour le test) classés en 6 catégories.

Ces différents exemples montrent bien que l'utilisation d'outils de classification non-supervisée est réalisable pour des applications d'inspection visuelle automatisée. Ce type de classification apparait donc comme une piste de travail crédible dans le développement futur de ce domaine vers des dispositifs moins spécifiques.

IV. Conclusion

Cet article a pour but de mettre en exergue certaines pistes d'évolution dans le domaine de l'inspection visuelle automatisée industrielle. Les deux principales observations développées sont reportées ci-après :

1. Les systèmes d'inspection automatisée industriels sont majoritairement développés pour des applications spécifiques à l'heure actuelle. Une des perspectives identifiées est le passage vers des systèmes plus génériques capable de traiter des applications variées. Deux leviers d'actions sont identifiés : la quantité d'information acquise et l'échelle du contrôle.
2. L'utilisation d'approches de classification non-supervisées est aussi une piste de travail intéressante dans le cadre de l'évolution vers des systèmes moins spécialisés. Certaines applications utilisant ce type d'approches, principalement des cartes auto adaptatives, sont d'ailleurs déjà référencées dans la littérature.

[1] En anglais, SOM pour Self Organized Maps

V. References

[1] J-L Maire, Maurice Pillet, and Nathalie Baudet. Measurement of the perceived quality of a product. *International Journal of Metrology and Quality Engineering*, 4(02):63–69, 2013.

[2] Tadhg Brosnan and Da-Wen Sun. Improving quality inspection of food products by computer vision—-a review. *Journal of Food Engineering*, 61(1):3–16, 2004.

[3] H Golnabi and A Asadpour. Design and application of industrial machine vision systems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 23(6):630–637, 2007.

[4] Baohua Zhang, Wenqian Huang, Jiangbo Li, Chunjiang Zhao, Shuxiang Fan, Jitao Wu, and Chengliang Liu. Principles, developments and applications of computer vision for external quality inspection of fruits and vegetables: A review. *Food Research International*, 62:326–343, 2014.

[5] Sundaram Gunasekaran. Computer vision technology for food quality assurance. *Trends in Food Science & Technology*, 7(8):245–256, 1996.

[6] Nirbhar Neogi, Dusmanta K Mohanta, and Pranab K Dutta. Review of vision-based steel surface inspection systems. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1):1, 2014.

[7] Henry YT Ngan, Grantham KH Pang, and Nelson HC Yung. Automated fabric defect detection—a review. *Image and Vision Computing*, 29(7):442–458, 2011.

[8] Xianghua Xie. A review of recent advances in surface defect detection using texture analysis techniques. *ELCVIA Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis*, 7(3):1–22, 2008.

[9] Elias N Malamas, Euripides GM Petrakis, Michalis Zervakis, Laurent Petit, and Jean-Didier Legat. A survey on industrial vision systems, applications and tools. *Image and vision computing*, 21(2):171–188, 2003.

[10] John C Clark Jr, Earle W Gillis, Christopher J Majka, Matthew F Seward, and Michael M Westgate. Automated inspection system for metallic surfaces, March 6 2001. US Patent 6,198,529.

[11] Devrim Unay, Bernard Gosselin, Olivier Kleynen, Vincent Leemans, Marie-France Destain, and Olivier Debeir. Automatic grading of bi-colored apples by multispectral machine vision. *Computers and electronics in agriculture*, 75(1):204–212, 2011.

[12] Simon DESAGE. *Contraintes et opportunités pour l'automatisation de l'inspection visuelle au regard du processus humain*. PhD thesis, SISEO - École doctorale Sciences et Ingénierie des Systèmes de l'Environnement et des Organisations, 2015.

[13] Gilles PITARD. *Métrologie et modélisation de l'aspect pour l'inspection qualité des surfaces*. PhD thesis, SISEO - École doctorale Sciences et Ingénierie des Systèmes de l'Environnement et des Organisations, 2016.

[14] Moshe Ben-Ezra, Jiaping Wang, Bennett Wilburn, Xiaoyang Li, and Le Ma. An led-only brdf measurement device. In *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2008.

[15] JA Throop, DJ Aneshansley, WC Anger, and DL Peterson. Quality evaluation of apples based on surface defects: development of an automated inspection system. *Postharvest Biology and Technology*, 36(3):281–290, 2005.

[16] AS Tolba and AN Abu-Rezeq. A self-organizing feature map for automated visual inspection of textile products. *Computers in Industry*, 32(3):319–333, 1997.

[17] P Caleb and M Steuer. Classification of surface defects on hot rolled steel using adaptive learning methods. In *KES*, pages 103–108, 2000.

[18] Topi Mäenpää, Markus Turtinen, and Matti Pietikäinen. Real-time surface inspection by texture. *Real-Time Imaging*, 9(5):289–296, 2003.

[19] AO Martins Luiz, LC Pádua Flávio, and EM Almeida Paulo. Automatic detection of surface defects on rolled steel using computer vision and artificial neural networks. In *IECON 2010-36th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 1081–1086. IEEE, 2010.

[20] Chuan-Yu Chang, ChunHsi Li, Jia-Wei Chang, and MuDer Jeng. An unsupervised neural network approach for automatic semiconductor wafer defect inspection. *Expert Systems with Applications*, 36(1):950 – 958, 2009.

[21] Te-Sheng Li and Cheng-Lung Huang. Defect spatial pattern recognition using a hybrid somâ€"svm approach in semiconductor manufacturing. *Expert Systems with Applications*, 36(1):374 – 385, 2009.

[22] Hong Zheng, Ling Xue Kong, and Saeid Nahavandi. Automatic inspection of metallic surface defects using genetic algorithms. *Journal of materials processing technology*, 125:427–433, 2002.

[23] Kohonen. *Self-Organizing Maps*. Springer, 1997.