



HAL
open science

Possibilité de contrôle automatique de la qualité du liège par vision artificielle

Hatim Benkirane, Rachid Benslimane, M'Hamed Hachmi, Ahmed Sesbou

► **To cite this version:**

Hatim Benkirane, Rachid Benslimane, M'Hamed Hachmi, Ahmed Sesbou. Possibilité de contrôle automatique de la qualité du liège par vision artificielle. *Annals of Forest Science*, 2001, 58 (4), pp.455-465. <10.1051/forest:2001139>. <hal-00883333>

HAL Id: hal-00883333

<https://hal.science/hal-00883333v1>

Submitted on 11 May 2020

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.



HAL Authorization

Possibilité de contrôle automatique de la qualité du liège par vision artificielle

Hatim Benkirane^{a,*}, Rachid Benslimane^a, M'hamed Hachmi^b, Ahmed Sesbou^b

^a LTTI, ESTF, Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Route d'Imouzzer, BP 2427, Fès, Maroc

^b École Nationale Forestière d'Ingénieurs, BP 511, Salé, Maroc

(Reçu le 9 juillet 1999 ; accepté le 7 novembre 2000)

Résumé – Le contrôle qualité en production industrielle peut nécessiter la mise en œuvre d'un système de vision artificielle pour la détection des défauts. Ce système de vision offre plus de fiabilité et de rapidité à la décision qu'un opérateur humain. Dans ce travail, nous proposons une procédure de contrôle automatique de la qualité des échantillons de liège, utilisée pour l'estimation de la qualité globale des piles de liège mises en vente par l'état. Cette procédure est basée sur des techniques de traitement et d'analyse des images numériques. Elle repose dans une première étape sur la détection des défauts de l'échantillon de liège analysé pour ensuite procéder, dans une deuxième étape, à la quantification de la densité de leur présence. Enfin la dernière étape consiste à prendre une décision quant à la qualité de l'échantillon. Des résultats expérimentaux sont présentés afin d'évaluer l'efficacité de la procédure automatique proposée.

contrôle qualité du liège / système de vision / image numérique / quantification de défauts / classification

Abstract – Possible automatic cork quality control by artificial vision. The quality control often requires some visual inspection systems for defects detection in industrial production. In such application, those systems offer more reliability and lower processing time than a human operator. So this paper aims to introduce an automatic procedure to quality control of cork bits used for quality estimation of cork stacks, which is based on digital image analysis techniques. This procedure tries to quantify defects density of cork bit and to classify them in different quality classes. Experimental results are presented in order to evaluate the performance of the proposed automatic procedure.

cork quality control / visual system / digital image / defect quantification / classification

1. INTRODUCTION

Le liège compte parmi les produits les plus précieux des forêts méditerranéennes. Ce produit est formé de cellules mortes et constitue l'écorce du Chêne-liège. Il possède d'importantes caractéristiques qui le rendent à la

fois utile et nécessaire pour plusieurs utilisations : fabrication des bouchons, isolation, décoration et autres accessoires [8, 25]. Cependant, l'appréciation de la qualité du liège demeure subjective et seuls les professionnels du liège, qui par leur contact permanent avec le produit, arrivent à mieux cerner les variables permettant de préciser sa qualité.

* Correspondance et tirés-à-part

Tél. 212 55 60 05 85 ; Fax. 212 55 60 05 88 ; e-mail : benslimane@fesnet.net.ma

1.1. Qualité du liège

La meilleure qualité du liège se traduit par son homogénéité et sa propreté, la présence de défauts détériorent sa qualité et le rendent impropre à la fabrication des bouchons. Ces défauts se distribuent d'une façon aléatoire dans la masse du liège et se présentent sous différentes formes et tailles (voir *figure 1*). Parmi les principaux défauts, on peut citer :

- *Les lenticelles* : correspondent à des petites ouvertures de forme filiforme. Parfois, si elles sont nombreuses, elles détériorent la qualité du liège.
- *Les soufflures* : se présentent sous forme de cavités en forme fuseaux allongés radialement et constituent dans la masse du liège des zones de discontinuité nuisible.
- *Les trous d'insectes* : correspondent à des galeries causées par des fourmis, des vers et autres. Ces défauts se présentent sous forme de trous profonds de forme circulaire distribués aléatoirement dans la masse du liège.

La densité de présence de ces défauts, leurs tailles et leurs distributions affectent la qualité du liège.

Par ailleurs, des pays comme le Portugal, l'Espagne et le Maroc ont commencé ces dernières années à prendre conscience aussi bien de l'importance écologique des subéraies que de l'utilité de l'activité économique tout en essayant de trouver des solutions satisfaisantes pour l'estimation de la qualité du liège empilé mis en vente par l'état. Cette estimation de la qualité constitue un premier outil de décision qui permet au forestier de quantifier la qualité de la pile de liège à mettre en vente [15]. Le principe de cette estimation se base sur :

- Le développement des méthodes d'échantillonnage du liège empilé sur dépôt permettant de faire des prélèvements des échantillons de morceaux de liège, les plus représentatifs possibles, de chaque pile.

- L'établissement d'une formule mathématique de l'indice de qualité calculé sur la base des échantillons précédemment prélevés en forêt et qui ont subi une opération de classement en qualité. La valeur de cet indice permet d'évaluer la qualité de chaque pile de liège.

Dans ces phases, la bonne estimation dépend essentiellement de l'opération de classement en qualité des échantillons de liège prélevés. Cette opération de classement en différentes classes de qualité se fait en fonction de deux variables : l'épaisseur des morceaux de liège et leur aspect (défauts de liège).

1.2. Classement en qualité du liège

Selon les normalisations standards [15], le classement des morceaux de liège se fait en 9 classes de qualité (voir *tableau I*) où deux attributs interviennent : l'épaisseur du morceau exprimée en nombre de lignes (une ligne correspond à 2,25 mm) et la densité de défauts en présence.

Afin de rendre la procédure de classement plus souple, le mode de classement regroupé dans le *tableau I* peut être établi selon le *tableau II*. Ce dernier regroupe trois catégories d'épaisseurs avec leurs classes de qualité associées. L'opération de classement à l'intérieur de chaque catégorie se base sur la quantification des défauts présents dans la surface des échantillons analysés. Ces échantillons sont choisis d'une pile de liège selon une méthode d'échantillonnage bien établie [1, 12].

1.3. Procédure automatique de classement

L'attribut « épaisseur » peut être mesuré avec précision, par contre la quantification du deuxième attribut reste très subjectif du fait qu'il est évalué, d'une manière visuelle, par un opérateur humain.

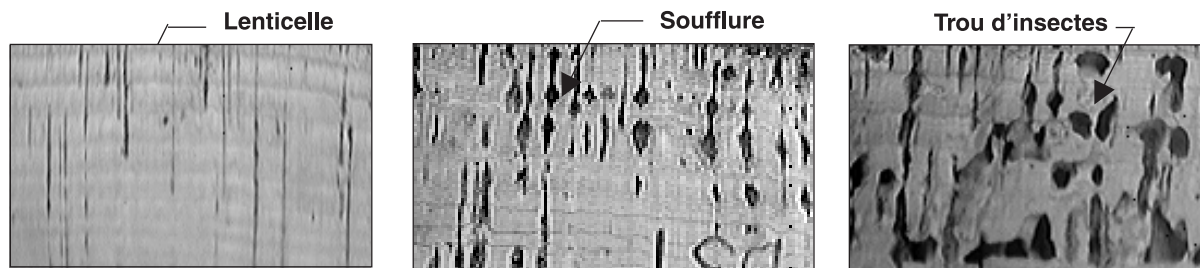


Figure 1. Images numériques de trois morceaux de liège de classes de qualité différentes.

Tableau I. Différentes mesures d'épaisseur de liège et leurs classes de qualité associées.

Classe	Calibre (en ligne)	Qualité
1	< 11	4↑
2	11 à 13	5↑
3	11 à 13	6°
4	13 à 15	5↑
5	13 à 15	6°
6	15 à 19	5↑
7	15 à 19	6°
8	>19	6↑
9	–	Rebut (R)

Tableau II. Différentes catégories d'épaisseur et leurs classes de qualité associées.

	Calibre (en ligne)	Qualité possible
Catégorie 1	< 11	4↑
		R
		5↑
Catégorie 2	11 à 19	6°
		R
Catégorie 3	> 19	6↑
		R

Qualité 5↑ : Le calibre correspondant permet de produire des bouchons de qualité allant de la 1^{re} qualité jusqu'à la 5^e qualité. Elle se caractérise par une bonne homogénéité visuelle avec une présence faible des défauts.

Qualité 6° : Classe de qualité contenant des morceaux qui peuvent produire uniquement des bouchons du 6^e choix. Elle se caractérise par la présence des défauts de taille faible sans la présence des défauts de grandes ouvertures comme les soufflures.

Rebut (R) : C'est une classe contenant des morceaux de liège impropres à la fabrication des bouchons. Le liège de cette classe se caractérise par une forte présence des défauts de toutes natures, surtout la présence des défauts de grandes ouvertures.

De même, le nombre important des planches de liège à extraire de chaque pile sur dépôt, ainsi que la phase de tri des morceaux de liège selon leur qualité d'une façon manuelle peut entraîner une perte de temps, en plus de l'imprécision dans le classement. D'où l'intérêt d'automatiser cette opération en faisant appel à la vision artificielle [7, 11]. En effet, l'automatisation de cette procédure de contrôle est bénéfique au niveau de la fiabilité du contrôle et de la rapidité de décision. En général,

cette automatisation repose sur deux étapes : l'inspection et le classement. Le développement des techniques de traitement d'images numériques et de reconnaissance de formes offre à chacune de ces deux étapes des outils très performants.

Plusieurs systèmes automatiques pour l'identification et la classification des défauts de surface ont été proposés. Ils peuvent être différenciés sur la base des capteurs utilisés, des paramètres caractérisant les défauts extraits, et des procédures de décision utilisées.

Parmi les différents capteurs utilisés dans des systèmes de l'industrie de bois, on distingue entre autres :

- les capteurs ultrasoniques qui exigent l'immersion du matériel analysé dans l'eau [22, 30] ;
- les capteurs optiques comme les caméras [6, 29, 30] ;
- les capteurs optiques couplés à un générateur à rayons X [18] ;
- les scanners lasers [28].

Parmi les travaux qui s'intéressent à la détection des défauts de bois et leur classification, on cite ceux proposés dans [19, 20] et [23] qui procèdent à une classification des défauts de bois après leur détection, en deux phases :

- extraction des paramètres caractéristiques des défauts (paramètres de texture, niveau de gris moyen, variance...);
- identification des types de défauts existant par l'utilisation d'un classifieur qui permet de donner une décision quant à la qualité de l'échantillon analysé suivant les valeurs des paramètres caractéristiques qui lui sont fournis.

Dans ce travail, nous utilisons cette même approche pour la quantification de la qualité des échantillons de liège. La méthode proposée repose sur les opérations illustrées par le schéma synoptique de la *figure 2*.

L'opération de seuillage permet l'extraction automatique des défauts en présence dans l'échantillon analysé.

L'extraction des paramètres est l'opération qui consiste à une caractérisation globale de tous les défauts extraits. Nous proposons dans ce travail l'utilisation de 3 densités de défauts obtenues respectivement sur trois images; l'image originale binarisée par la première opération de seuillage et les deux images obtenues après 2 opérations de filtrage morphologique de l'image binaire.

L'opération de classification qui permet d'affecter chaque échantillon analysé, caractérisé par ses paramètres densité, à l'une des classes de qualité considérées.

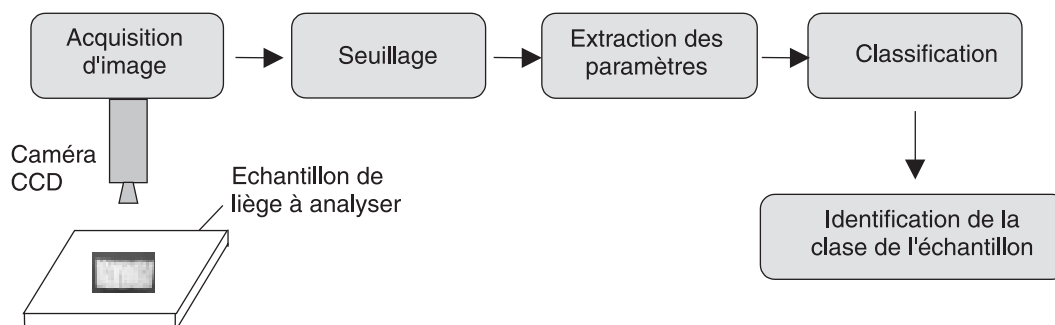


Figure 2. Différentes étapes du processus de contrôle qualité du liège proposé.

2. MATÉRIEL ET MÉTHODES

2.1. Base d'échantillons

Un total de 312 échantillons de liège, répartis en trois catégories de calibre, est pris comme une base de test pour mettre en évidence la procédure automatique de classement en qualité proposée. Ces échantillons de liège sont tirés de plusieurs planches récoltées à travers le Maroc et qui ont déjà subi l'opération de bouillage. Cette base est prise de telle sorte à prendre en considération :

- Tous les types de défauts qui peuvent se présenter : des lenticelles, des soufflures, des trous d'insectes, etc. ; à l'exception de certains défauts tels que les tâches jaunes et marbrées dont la caractérisation nécessitera l'utilisation d'un traitement à base d'images couleurs.
- Toutes les catégories de calibres possibles ainsi que les différentes classes de qualité.

Ces échantillons sont préalablement classés en différentes classes de qualité par un expert et sont ensuite repartis en deux ensembles : un ensemble pour effectuer l'apprentissage du classifieur et l'autre pour la généralisation.

2.2. Système d'acquisition d'image

L'automatisation de la procédure de classement par vision artificielle repose sur une première opération d'acquisition d'une image numérique de l'échantillon de liège à classer. Cette opération consiste à convertir l'image réelle de chaque échantillon en une image numérique à l'aide d'une caméra CCD (Charge Coupled Device) monochrome et une carte de numérisation [10].

L'image numérique multinationnelle obtenue (voir figure 3) est un tableau à deux dimensions de taille $M \times N$ pixels codés sur 8 bits (image à 256 niveaux de gris); Chaque élément (m,n) de ce tableau est appelé pixel dont l'intensité « x_{mn} » est appelée niveau de gris (x_{mn} peut prendre des valeurs dans l'intervalle $[0,255]$).

Lors de l'acquisition, il faudrait s'assurer de la qualité de cette image qui est fonction de sa résolution spatiale « nombre de pixels de l'image » et sa définition « nombre de niveaux de gris par pixel ». Concernant la résolution, elle est fonction du petit détail qu'on veut détecter dans l'image. Dans notre application, les plus petits détails à ressortir correspondent aux petits défauts (lenticelles). Pour les morceaux de liège analysés, la taille des images traitées correspondent à 200×320 pixels.

Notre procédure automatique est réalisée par le développement d'un ensemble d'algorithmes permettant de segmenter l'image et d'en extraire des paramètres caractéristiques permettant à la fin de prendre une décision.

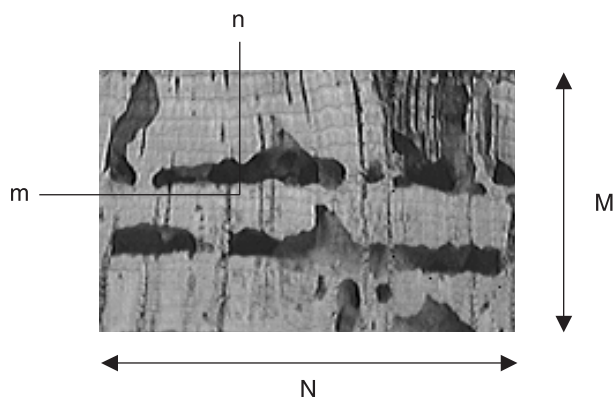


Figure 3. Image numérique d'un échantillon de liège.

Ces algorithmes sont développés par le langage de programmation C++.

2.3. Méthodes d’analyse d’image

Les méthodes de traitement et d’analyse d’une image numérique sont très nombreuses et sont largement décrites dans de nombreux ouvrages [21]. Nous allons présenter les méthodes que nous avons utilisées dans ce travail.

2.3.1. Seuillage

Partant d’une image à niveaux de gris, il est souvent intéressant de distinguer plusieurs régions homogènes ou de différencier des objets. Le seuillage est l’opération qui permet de séparer les régions de l’image en vue d’extraire les objets intéressants. Le résultat de cette opération est une image binaire dont les pixels ne prennent que deux valeurs 0 et 1. Il existe une panoplie de méthodes de seuillage [9, 13, 24, 26], leur but est de déterminer un seuil optimal qui discrimine au mieux entre les objets de la scène analysée. Le seuillage peut être défini dans le cas d’une image contenant deux classes, le fond et l’objet, par :

$$T_{(m,n)} = \begin{cases} 0 & \text{si } x_{mn} \leq s \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

où x_{mn} représente le niveau de gris de l’image initiale au pixel (m,n) , $T(m,n)$ celui de l’image binaire (0 correspond au noir et 1 correspond au blanc) et s est le seuil de séparation.

2.3.2. Extraction des paramètres

Cette opération consiste à extraire des traits caractéristiques de la scène analysée avec une description ou une modélisation des objets qui la constitue afin de lui donner



Figure 4. Éléments structurants carrés de taille : (a) 3×3 et (b) 5×5 .

une identité. Ainsi les informations image se réduisent et deviennent des vecteurs d’attributs.

2.3.3. Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est largement introduite en analyse d’image où ses principes de base sont issus de la théorie ensembliste de Minkowski [27]. Les outils principaux de la morphologie mathématique sont l’érosion, la dilatation, l’ouverture et la fermeture. Ces opérateurs morphologiques appliqués aux images binaires sont reconnus comme des outils puissants en analyse des formes et au filtrage non linéaire. L’idée de base est d’effectuer des transformations géométriques entre l’image analysée et un masque de forme et de taille bien définies appelé : élément structurant (voir figure 4).

L’érosion est l’opération qui consiste à mettre à 0 (couleur noire) tout pixel à 1 (couleur blanche) et qui a au moins un pixel voisin à 0. Tout pixel à 0 reste à 0 après transformation (voir figure 5b).

La dilatation est l’opération duale de l’érosion. Elle consiste à mettre à 1 tout pixel à 0 qui a ou moins un pixel voisin à 1 (voir figure 5c).

L’opération d’ouverture n’est rien d’autre qu’une érosion suivie d’une dilatation. Elle permet de supprimer les petites particules de l’image binaire analysée dont la taille est inférieure à celle de l’élément structurant (voir figure 5d).

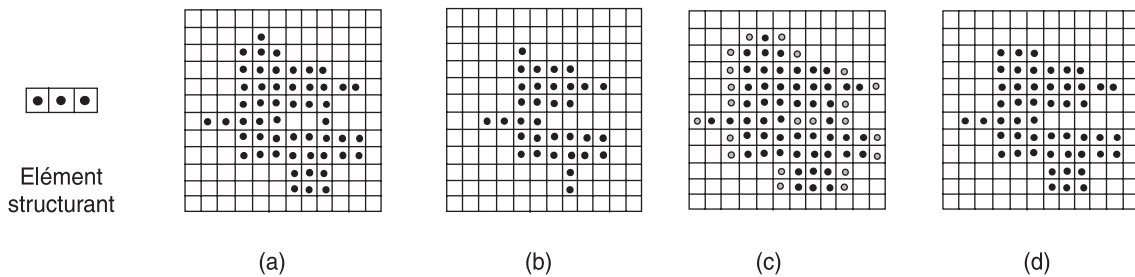


Figure 5. Exemple des transformations morphologiques : (a) Ensemble original X ; (b) érodé de X ; (c) dilaté de X ; (d) ouverture de X.

2.3.4. Classification des vecteurs attributs

Les techniques de classification sont celles qui ont pour but d'organiser l'ensemble de vecteurs attributs extraits des images analysées en classes, de manière que chaque vecteur d'une classe soit plus similaire au « prototype » qui représente cette classe qu'à toute autre vecteur appartenant à une autre classe.

3. RÉSULTATS ET DISCUSSION

L'appréciation de la qualité d'un morceau de liège dépend de la structure de sa surface à analyser, où deux critères interviennent : son homogénéité visuelle et la présence des défauts. La forme, la position et la densité des défauts de liège se répercutent directement sur sa qualité.

À partir des images à niveaux de gris prises de chaque morceau de liège (voir *figure 6*), on constate que les défauts se caractérisent par une distribution des niveaux de gris de valeurs faibles (partie sombre de l'image). Par contre, la partie non défectueuse se caractérise par des valeurs élevées (partie claire de l'image). Les échantillons de liège de bonne qualité se caractérisent par une bonne homogénéité visuelle avec une faible présence des défauts de type lenticelle (voir *figure 6a*). Pour les échantillons de liège de la classe de qualité intermédiaire on remarque la présence des défauts de type lenticelle avec une présence moins forte des défauts de type soufflure (voir *figure 6b*). La troisième classe de qualité se caractérise par une forte présence des défauts de tous les types (voir *figure 6c*). La quantification de ces défauts permet une discrimination entre les différentes classes de qualité.

Dans [4] nous avons proposé une procédure automatique de contrôle qualité du liège dont l'analyse d'image numérique est basée seulement sur l'extraction des informations à partir de la répartition des niveaux de gris dans chaque image de liège en utilisant les histogrammes as-

sociés. Cette démarche ne donne pas toujours de bons résultats car les informations extraites des histogrammes sont sensibles aux irrégularités causées par le bruit et les conditions d'éclairage.

Afin d'éviter ce problème tout en prenant en considération la taille des défauts et la densité de leur présence, nous proposons dans ce travail une nouvelle procédure d'analyse d'image plus robuste et plus fiable qui se base sur trois étapes essentielles. L'image numérique obtenue de chaque échantillon de liège subit une opération de binarisation permettant la détection des défauts de liège. Dans une deuxième étape, est réalisée l'extraction des attributs qui caractérisent l'image de l'échantillon analysé. L'identification de la classe de qualité de l'échantillon analysé est établie, dans une phase finale, par une méthode de classification supervisée utilisant les concepts de la logique floue.

3.1. Détection des défauts : seuillage d'image

Les images multiniveaux obtenues (voir *figure 6*) subissent l'opération de seuillage. Cette dernière permet de binariser l'image du morceau de liège analysée en deux régions : les objets qui correspondent aux défauts de liège, et le fond qui correspond à la partie du liège non défectueuse. Le seuillage entropique (critère de maximum d'entropie) est une technique largement utilisée dans plusieurs applications industrielles basées sur la vision artificielle [11].

Le résultat de seuillage entropique appliqué aux trois images de la *figure 6* est illustré dans la *figure 7*.

3.2. Extraction des paramètres

Parmi les principaux défauts qui se présentent dans le liège, on trouve les lenticelles qui ont une forme filiforme mince. Ce type de défaut n'influe pas beaucoup sur la qualité du liège. Par contre, la présence des soufflures et des trous d'insectes détériore la qualité du liège.



Figure 6. Images numériques de trois morceaux de liège de classes de qualité différentes de la catégorie de calibre 2 : (a) 5[↑], (b) 6°, (c) Rebut.



Figure 7. Résultat de seuillage entropique appliqué aux trois images numériques de la figure 6.

Pour caractériser chaque image de liège, on propose d'introduire trois paramètres caractéristiques issus des résultats de l'application de la transformation d'ouverture morphologique appliquée à chaque image avec trois éléments structurants de taille différente. Pour des éléments structurants carrés de taille $(2k + 1)(2k + 1)$, on prendra $k = 0, 1, 2$ ($k = 0$ correspond à l'image binaire originale).

Les résultats de cette transformation, appliquée aux images binaires des échantillons de liège de la catégorie de calibre 2 de classe de qualité différente sont illustrés dans la figure 8.

À partir de ces résultats, on constate qu'au fur et à mesure que la taille de l'élément structurant augmente les objets de taille inférieure disparaissent et la densité de défauts diminue.

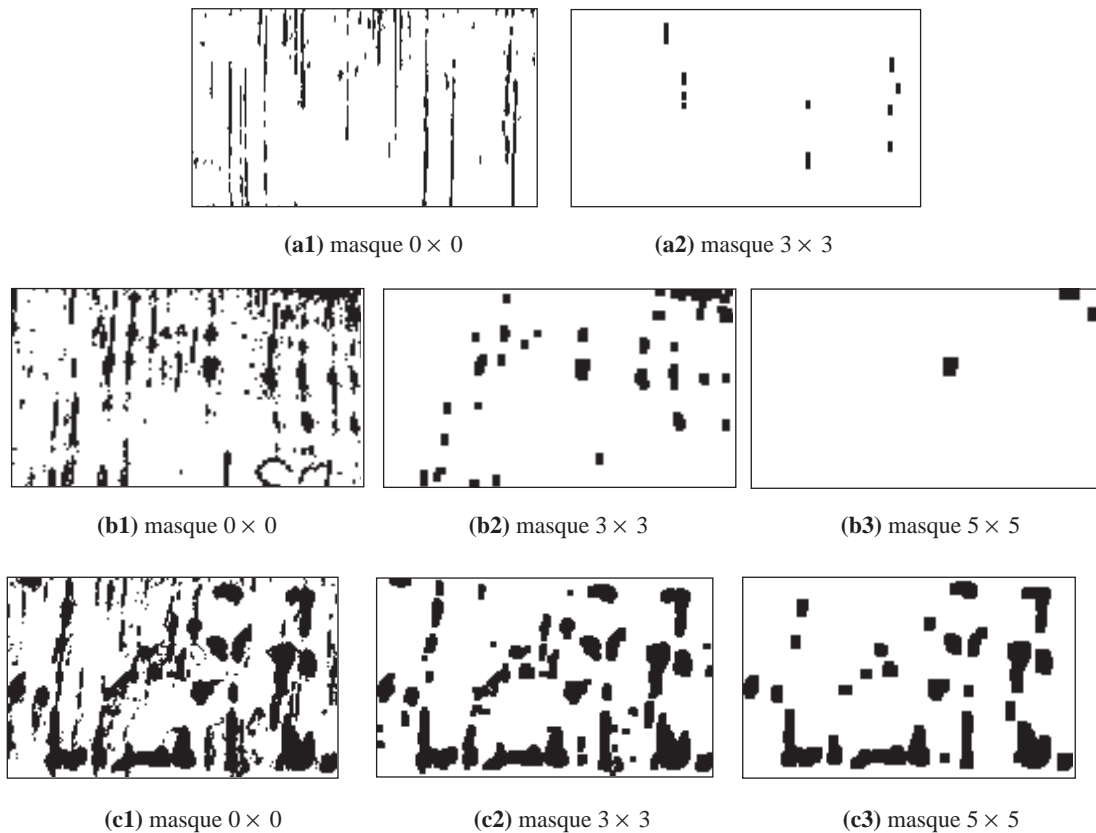


Figure 8. Résultats de l'application de l'ouverture, sur trois exemples d'images de liège de la catégorie de calibre 2 de classe de qualité différentes : (a) 5^\uparrow , (b) 6° , (c) Rebut.

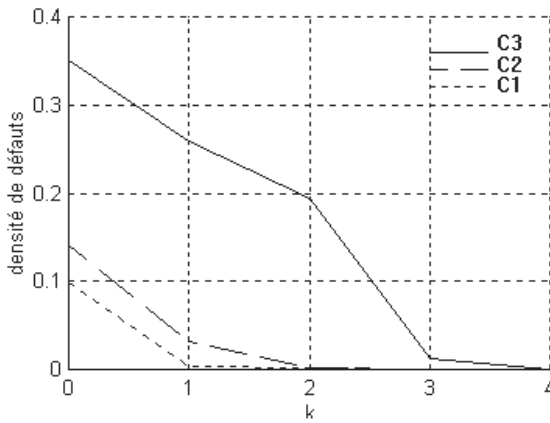


Figure 9. Évolution de la densité de défauts des images en fonction de l'ordre k de la taille de l'élément structurant utilisé.

Pour une image binaire T de taille $M \times N$, on définit alors les trois paramètres caractéristiques par la relation suivante :

$$Para_k = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=0}^M \sum_{n=0}^N T(m, n), \quad k=0,1,2$$

$Para_0$, $Para_1$ et $Para_2$ représentent les densités de défauts normalisées calculées respectivement à partir de l'image binaire originale ($k=0$), l'image après transformation d'ouverture utilisant un masque 3×3 ($k=1$) et l'image après transformation d'ouverture utilisant un masque 5×5 ($k=2$).

Pour justifier l'utilisation des ouvertures successives à l'ordre 2 de k , on a effectué plusieurs expérimentations sur les différentes images disponibles. La *figure 9* montre l'évolution de la densité de défauts de trois images prototypes de différentes classes de qualité après chaque transformation d'ouverture en fonction de la taille de l'élément structurant carrée utilisé. À partir de cette figure, on constate que lorsque $k \geq 3$, la densité de défauts tend vers zéro ce qui justifie le choix des paramètres jusqu'à l'ordre 2 de k .

3.3. Classification basée sur des règles d'implications floues

Cette phase consiste à établir les différentes classes de qualité associées à chaque catégorie de calibre (selon le *tableau II*) en utilisant les trois paramètres caractéristiques définis précédemment. La description de chaque image de liège est alors remplacée par son appartenance à l'une des classes de qualité associée à sa catégorie de calibre.

Il existe un arsenal de méthodes de classification automatique qui n'ont en commun que leur finalité et qui font appel à un grand nombre de notions mathématiques et de concepts scientifiques [2, 5, 14, 16, 17]. Dans ce travail, on propose d'introduire une méthode de classification hiérarchique [3] basée sur des concepts flous. L'intégration des concepts flous dans un système de classification a prouvé son efficacité dans les applications réelles et surtout en présence des classes en chevauchement. Ce système de classification se caractérise par le fait qu'il permet de réaliser l'apprentissage non seulement avec les exemples représentant les classes en présence, mais aussi avec leurs degrés d'appartenance. La méthode introduite est basée sur des règles d'implications floues générées à partir des données numériques. Ce type de méthode est constitué de deux phases :

3.3.1. Phase d'apprentissage

Elle consiste en la génération de ces règles floues. Cette phase est constituée de deux étapes :

a) Décomposition hiérarchique floue de l'espace d'apprentissage

L'idée de base de cette décomposition hiérarchique est d'exploiter d'une façon optimale tout l'espace de données et d'éviter la génération d'un nombre énorme de sous espaces flous.

La décomposition de l'espace d'apprentissage est faite d'une façon réursive via la valeur du degré de certitude CF_{ij} de la règle floue générée R_{ij} (voir étape b)). Si cette valeur est supérieure à un seuil prédéfini CF_T , cette règle floue sera retenue et le sous espace associé sera considéré comme un nœud terminal (feuille). Sinon, on passe au niveau 2 de la pyramide, et le sous espace sera décomposé en quatre autres sous espaces (voir *figure 10*).

La décomposition floue de chaque sous espace père est faite en décomposant ses axes en deux sous-ensembles flous $\{A_1, A_2\}$. À chaque sous-ensemble flou A_i et à chaque niveau de la pyramide, la fonction d'appartenance utilisée est une fonction triangulaire symétrique définie par :

$$\begin{aligned} \mu_i(x) &= \max\{1 - 2|x - a_i|/b, 0\} \\ \text{où} \quad a_i &= x_{\min} + (2i - 1) \cdot b/4, \quad i = \{1, 2\} \\ b &= x_{\max} - x_{\min} \end{aligned}$$

x_{\max} et x_{\min} correspondent respectivement aux valeurs maximale et minimale de chaque axe du sous espace décomposé.

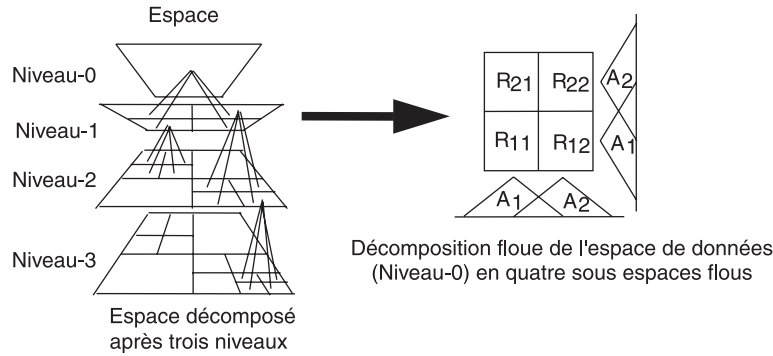


Figure 10. Exemple de construction d'un quad-tree.

Pour contrôler la procédure de décomposition de l'espace, on peut définir un niveau de décomposition L_{\max} .

b) Génération des règles d'implications floues

À chaque sous-espace flou $A_i \times A_j$ et à chaque niveau de la décomposition, la règle d'implication floue R_{ij} associée est donnée par :

Règle R_{ij} : Si x_{p1} est A_i et x_{p2} est A_j
Alors $x_p \in C_{ij}$ avec $CF = CF_{ij}$,
 $i = \{1,2\}; j = \{1,2\}$.

où R_{ij} est l'étiquette de chaque règle floue associée à chaque sous-espace flou $A_i \times A_j$. A_i et A_j sont les sous-ensembles flous. $x_p = (x_{p1}, x_{p2})$ est le vecteur attributs. C_{ij} est appelée la conclusion de l'implication (i.e. une des classes en présence) et CF_{ij} est le degré de certitude de la règle floue générée. Chaque règle floue R_{ij} est générée par détermination de la conclusion C_{ij} et le degré de certitude CF_{ij} associé à chaque sous-espace de la façon suivante :

1. À chaque classe C^T ($T = 1, 2, \dots, M$), calculer α_{C^T} :

$$\alpha_{C^T} = \sum_{x_p \in C^T} \mu_i(x_{p1}) \cdot \mu_j(x_{p2})$$

où α_{C^T} est la somme de compatibilité des x_p dans la classe C^T avec la règle floue R_{ij} .

2. Déterminer la classe C^X telle que :

$$\alpha_{C^T} = \max\{\alpha_{C^1}, \alpha_{C^2}, \dots, \alpha_{C^M}\}$$

La conclusion C_{ij} correspond à la classe C^X de valeur α_{C^T} maximale.

Remarque 1 : Si plusieurs classes prennent la valeur maximale de α_{C^T} ou toutes les valeurs de α_{C^T} ($T = 1, 2, \dots, M$) sont nulles, la règle floue est considérée

comme une règle non significative (i.e. elle n'a pas d'effet sur la décision).

3. Si une seule classe prend la valeur maximale de α_{C^T} , CF_{ij} est déterminé par :

$$CF_{ij} = (\alpha_{C^X} - \alpha) / \sum_{T=1}^M \alpha_{C^T}$$

$$\text{où } \alpha = \frac{1}{M-1} \sum_{\substack{T=1 \\ T \neq X}}^M \alpha_{C^T}.$$

On note S l'ensemble des règles floues générées :

$$S = \{R_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, k; j = 1, 2, \dots, k\}.$$

3.3.2. Phase de généralisation

Elle consiste en la prédiction de la classe d'appartenance d'un nouvel exemple n'appartenant pas à la base d'apprentissage. Chaque nouvelle observation $x_p = (x_{p1}, x_{p2})$ est alors classée, en se basant sur les règles floues déjà générées de S , selon la procédure suivante :

1. Pour chaque classe C^T ($T = 1, 2, \dots, M$), calculer B_{C^T} :

$$B_{C^T} = \max\{\mu_i(x_{p1}) \cdot \mu_j(x_{p2}) \cdot CF_{ij} \mid C_{ij} = C^T \text{ et } R_{ij} \in S\}$$

2. Déterminer la classe C^X tel que :

$$B_{C^T} = \max\{\beta_{C^1}, \beta_{C^2}, \dots, \beta_{C^M}\}$$

Dans cette procédure, chaque nouvelle observation est affectée à la classe C^X . Cette classe correspond au résultat de la règle floue qui possède la valeur maximale de $(\mu_i(x_{p1}) \cdot \mu_j(x_{p2}) \cdot CF_{ij})$ parmi toutes les règles de S .

Remarque 2 : Si plusieurs règles floues possèdent la valeur maximale ou toutes les valeurs de B_{C^T} sont nulles, dans ce cas x_p sera rejeté.

3.4. Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer la performance de la classification du système de contrôle qualité de liège proposé, 312 échantillons de liège de classes de qualité différentes sont utilisés pour construire la base de test pendant toute l'expérience. Cette base est choisie de telle sorte qu'elle englobe des morceaux de liège de différentes catégories. Elle contient 76 échantillons de la catégorie 1, 152 échantillons de la catégorie 2 et 84 échantillons de la catégorie 3. Chaque échantillon de liège de l'ensemble est associé à l'une des classes par un opérateur humain. La base test disponible est partagée en deux sous-ensembles : une pour effectuer la phase d'apprentissage et l'autre pour mesurer la performance de la méthode de classification. On note que le choix du seuil du degré de certitude CF_T , qui contrôle la décomposition hiérarchique, est fixé à la valeur $CF_T = 0.6$. Le niveau d'arrêt de la décomposition L_{\max} est fixé à $L_{\max} = 4$ (4^e niveau).

Les résultats de la classification automatique de l'ensemble des échantillons disponibles de la phase de généralisation sont donnés au *tableau III*.

Le taux de classification total atteint par la méthode est très satisfaisant dans le sens où dans une telle application réelle il y a une confusion entre la qualité de certains échantillons que même un opérateur humain aura hésité à la mettre dans une qualité ou dans une autre. Il est important de signaler que le taux de rejet exprime le pourcentage d'échantillons non affectés à aucune des classes par le classifieur proposé (voir remarque 2). Ces échantillons

Tableau III. Résultats de classement automatique des échantillons de liège des trois catégories.

	Classe de qualité	Taux de classification (%)	Taux d'erreur (%)	Taux de rejet (%)
Catégorie 1	4 [↑]	93,13	3,45	3,42
	Rebut	95,57	1,79	2,64
	Total	94,35	2,62	3,03
Catégorie 2	5 [↑]	91,89	5,40	3,71
	6 [°]	81,42	17,71	1,87
	Rebut	86,04	6,97	6,99
	Total	86,45	10,02	4,19
Catégorie 3	6 [↑]	89,75	5,27	5,08
	Rebut	91,03	3,35	5,62
	Total	90,39	5,31	5,35

peuvent être repris par un opérateur humain qui décidera de leur classe de qualité.

4. CONCLUSION

Dans ce travail nous avons proposé une procédure automatique de contrôle de qualité des morceaux de liège brut. Cette procédure est constituée par un ensemble d'opérations basées sur des techniques de traitement et d'analyse d'images numériques, permettant de prendre, à la fin, une décision rapide et précise quant à la classe de qualité de l'échantillon analysé.

La première phase de cette procédure consiste à quantifier la densité de défauts par extraction des paramètres pertinents qui repose sur des concepts de la morphologie mathématique. La classe de qualité de chaque échantillon est établie à l'aide d'un classifieur automatique flou. Les résultats obtenus sur la base des échantillons test montrent la performance de la procédure proposée.

Remerciements : Ce travail a été réalisé grâce à l'appui matériel apporté par le programme PARS du CNCPRST (Maroc) dans le cadre du projet SPI02.

RÉFÉRENCES

- [1] Amirat N., Méthode d'échantillonnage et d'estimation de la qualité du liège sur dépôt, Mémoire de 3^e cycle, École Nationale Forestière d'Ingénieurs de Salé, 1995.
- [2] Beale R., Jackson T., Neural computing: an introduction, Dpt. of Computer Science, University of New York, 1990.
- [3] Benkirane H., Aït Kbir M., Maalmi K., Benslimane R., Hierarchical fuzzy partition for pattern classification with fuzzy if-then rules, Pattern Recogn. Lett. 21 (2000) 503–509.
- [4] Benkirane H., Benslimane R., Hachmi M., Sesbou A., Mise au point des techniques d'analyse d'images numériques pour la quantification des défauts de liège et de son classement en qualité, Ann. Rech. For. Maroc 31 (1998) 100–109.
- [5] Comon P., Classification supervisée par réseaux multicouches (1), Trait. Signal 8 (1992) 378–407.
- [6] Connors R.W., Klinkhachorn F., McMillin C.W., Ng C.T., A computer vision system for grading hardwood lumber, in: Proc. of 2nd Inter. Conf. on scanning technology in sawmilling, Miller Freeman Publications, San Francisco, CA, 1987.
- [7] Davies E.R., Efficient analysis techniques for automated visual inspection, in: Barrett A. (Ed.), Computer vision and image processing, Chapman and Hall, London, 1990, pp. 57–75.
- [8] Fortes M.A., Cork and Corks, European Rev. 1 (1993) 189–195.

- [9] Gadi. T, Benslimane R., Segmentation hiérarchique floue, *Trait. Signal* 17 2000 59–67.
- [10] Gaurret J.P., Paillé J., Système pour l'acquisition, le traitement et la visualisation d'images numériques, *Tech. Sci. Inform.* (1983) 21–31.
- [11] Gonzalez R.C., Safabakhsh R., Computer vision techniques for industrial applications and robot control, *Comput.* 15 (1982) 17–32.
- [12] Guerrero F.G., Investigación sobre del corcho en España, in: *Formation continue sur la qualité du liège*, 27 juin–1^{er} juillet 1994, ENFI Salé, Maroc.
- [13] Haralik R., Shapiro L., A survey on image segmentation, *Comput. Vis. Graph. Image Process.* 29 (1985) 100–132.
- [14] Hornik K., Approximation capabilities of multilayer feed-forward networks, *Neural Netw.* 4 (1991) 251–258.
- [15] Iprocor Dpto Forestal, Metodo de Estimacion de la Calidad Del Corcho en Campo, in: *Formation continue sur la qualité du liège*, 27 juin–1^{er} juillet 1994, ENFI Salé, Maroc.
- [16] Ishibuchi H., Nozaki K., Tanaka H., Distributed representation of fuzzy rules and its application to pattern classification, *Fuzzy Sets Syst.* 52 (1992) 21–32.
- [17] Ishibuchi H., Nozaki K., Yamamoto N. Tanaka H., Selecting fuzzy if-then rules for classification problems using genetic algorithms, *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 3 (1995) 260–270.
- [18] Kenway D., Computer-aided lumber grading, in: *Proc. of 7th Symp. on Nondestructive testing of wood*, Washinton State Univ., Pullman, Wash, 1989.
- [19] Koivo A.J., Kim C.W., Classification of surface defects on wood boards, in: *IEEE Inter. Conf. on System. Man. and Cybernetics*, 1986, pp. 1,431–1,436
- [20] Koivo A.J., Kim C.W., Automatic classification of surface defects on red oak boards, *For. Prod. J.* 29 (1989) 22–30
- [21] Marion A., *Introduction aux techniques de traitement d'images*, Eyrolles, 1987.
- [22] McDonald K.A., Lumber defect detection by ultrasonics, Res. Pap. FPL–311, USDA Forest Serv., Forest Prod. Lab., Madison, Wis, 1978.
- [23] McMillin C.W., Connors R.W., Huber H.A, ALPS– A potential new lumber processing system, *For. Prod. J.* 34 (1984) 13–20.
- [24] Newman T.S., A survey of automated visual inspection, *Comput. Vis. Image Underst.* 61 (1995) 231–262.
- [25] Pouillaude C.H., *Le liège et les industries du liège*, tome 1, Les impressions techniques, Paris, 1957.
- [26] Sahoo P.K., Soltani S., Wong A.K., Chen Y.C., A survey of thresholding techniques, *Comput. Vis. Graph. Image Process.* 41 (1988) 233–260.
- [27] Serra J., *Image analysis and mathematical morphology*, Academic Press, 1982.
- [28] Soest J.F., Matthews P.C., Laser scanning technique for defect detection, *First Inter. Conf. on Scanning technology in sawmilling*, 1985, pp. 17–1–17–4.
- [29] Soest J.F, Matthews P.C., Applications of optical measurements of slope-of-grain, in: *Proc. of 2nd Inter. Conf. on Scanning technology in sawmilling*, Miller Freeman Publications, San Francisco, CA, 1987.
- [30] Szymani R., McDonald K.A., Defect detection in lumber: State of the art, *For. Prod. J.* 31 (1981) 34–44.

