



**HAL**  
open science

## Détermination de la texture de la feuille de vigne par imagerie

Houda Bediaf, Ludovic Journaux, Frédéric Cointault, Rachid Sabre

► **To cite this version:**

Houda Bediaf, Ludovic Journaux, Frédéric Cointault, Rachid Sabre. Détermination de la texture de la feuille de vigne par imagerie. Orasis, Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2013, Cluny, France. hal-00829391

**HAL Id: hal-00829391**

**<https://hal.science/hal-00829391>**

Submitted on 5 Jun 2013

**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.

# Détermination de la texture de la feuille de vigne par imagerie

H.Bediaf, L.Journaux, F.Cointault, R.Sabre  
Agrosup Dijon, 26 Bd Docteur Petitjean,  
BP 87999, 21079 Dijon Cedex, France  
h.bediaf@agrosupdijon.fr

## Résumé

Dans le contexte de la pulvérisation de précision, nombreuses sont les recherches menées sur l'optimisation d'utilisation des produits phytosanitaires. L'objectif final étant de réduire de manière significative la quantité d'intrant dans les cultures. Dans ce cadre, les travaux présentés dans cet article s'intéresse particulièrement à l'analyse de l'état de surface foliaire qui présente une part essentielle dans le processus d'adhésion du produit pulvérisé sur la feuille. L'analyse de surface de la feuille est réalisée à travers l'analyse des caractéristiques texturales extraites d'images microscopiques. Afin de discriminer les différents cépages et âges des feuilles retenues, la combinaison des méthodes d'analyse, de classification et de réduction de dimension linéaire/non-linéaire est considérée. Les résultats démontrent la capacité de certaines approches non linéaires dans la discrimination et la reconnaissance des textures naturelles de feuilles de vigne.

## Mots clés

Texture, surface foliaire, Analyse discriminante linéaire et non linéaire, Descripteur Généralisé de Fourier, Réseau de neurones

## Abstract

In the context of precision spraying, many researches have been done on pesticide optimization. The goal is to reduce significantly the quantity of pesticides applied in crops. This paper is interested in leaf surface analysis which has an essential part in spray adhesion process. Leaf surface analysis is done by the texture feature extraction of microscopic images. To discriminate between different kind of vine leaves in different stage of development; which has an impact on the product behavior we propose to explore the performance of Generalized Fourier Descriptor combined with several linear/nonlinear reduction dimensionality methods using neural network.

## key words

Texture, leaf surface, Dimensionality reduction, Generalized Fourier Descriptor, Neural Network

## 1 Introduction

La connaissance des caractéristiques de la surface foliaire est un indice primordiale dans les mécanismes d'adhésion du liquide sur la feuille permettant de réduire la perte des

pesticides lors de la pulvérisation. Dans ce cadre, des travaux de recherche ont montré que la rugosité des feuilles est un facteur prédominant dans les mécanismes d'adhésion des liquides sur les surfaces de la feuille [1]. Dans ce travail nous nous intéressons aux feuilles de vigne. L'objectif principal est de proposer un modèle statistique permettant d'ajuster la viscosité des produits phytosanitaires et le type de buses selon les caractéristiques de surface de la feuille à traiter.

Dans ce contexte, une étude d'évaluation préliminaire de la rugosité optique des feuilles de vigne a été effectuée à l'aide des images acquises avec un microscope à balayage électronique[2]. Les résultats ont révélé que les jeunes feuilles sont plus rugueuses que les feuilles matures. En revanche, la rugosité optique estimée et les paramètres utilisés ne sont pas suffisants pour discriminer les différents cépages et âge de feuilles de vigne. Afin de lever cette difficulté, nous nous proposons d'utiliser des descripteurs Généralisés de Fourier ont été utilisés pour l'extraction des paramètres de texture. Des méthodes de réduction de dimension linéaires et non linéaires ont ensuite été appliquées pour améliorer la performance du réseau de neurones.

## 2 Matériels et Méthodes

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode de discrimination de l'état de surface (rugosité, cépage et stade de développement) des feuilles de vignes par analyse de texture. Il s'agit de textures naturelles difficiles à analyser. Ces dernières sont très sensibles aux variations d'illumination, aux changements d'orientations et sont généralement non uniformes. Afin de surmonter ces difficultés, nous nous basons sur l'extraction de paramètres de texture par méthode de filtrage et plus particulièrement les Descripteurs Généralisés de Fourier (DGF)[3]. En effet, ces derniers sont adaptés à la forte variabilité des textures des feuilles et aux conditions d'orientation et d'éclairage. Afin de réaliser cette étude, nous avons créé une base de données des images acquises avec un microscope électronique à balayage 'MEB'. Ces images représentent différentes surfaces de feuilles de vigne (dessus, dessous, avec et sans nervure) avec différents catégories d'âge (jeune, mature) et différents cépages (Pinot, Chardonnay). Notre jeu de données considéré est composé de 570 images. Chaque image représente une échelle de 100  $\mu m$  et une résolution de

201x201 pixels. (Figure1).

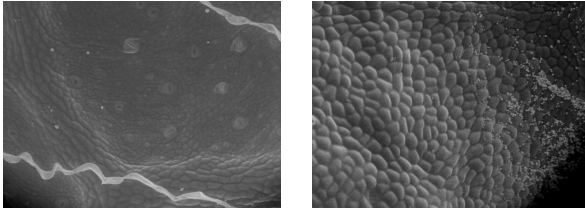


FIGURE 1 – Texture de feuille de vigne avec une échelle de 100  $\mu\text{m}$  (Pinot et Chardonnay).

## 2.1 Descripteur généralisé de Fourier

Considérant des déplacements dans le plan, Gauthier et al [4] ont proposé une famille d’invariants, appelés descripteurs de mouvement, qui sont invariants en translation, en rotation et insensibles à l’effet miroir. H. Fonga [5] a étendu l’utilisation des descripteurs de mouvement, définis de manière identique et appliqués aux images en niveau de gris. Les DGF considérés sont définis comme suit :

Soit  $f$  une fonction dans le plan, et  $F$  sa transformée de Fourier :

$$F(\xi) = \int f(x) \exp(-j\xi x) dx \quad (1)$$

Si  $(\lambda, \theta)$  sont les coordonnées polaires du point  $\xi$ , nous désignons alors par  $F(\lambda, \theta)$  la transformée de Fourier de  $f$  au point  $(\lambda, \theta)$ . Gauthier et al [4]. ont défini les Descripteurs Généralisés de Fourier par  $D_f$  de  $R^+$  dans  $R^+$  par l’équation suivante :

$$D_f(\lambda) = \int_0^{2\pi} |F(\lambda, \theta)|^2 d\theta \quad (2)$$

Dans le domaine discret, ces descripteurs sont remplacés par un ensemble fini de valeurs formant les composantes d’un vecteur (Figure 2) qui peuvent être utiliser à l’entrée d’un classifieur. Ces descripteurs ont des propriétés importantes. Ils sont invariants par rotation et réflexion et aux changement d’illumination [6]. Cette invariance de la transformée de Fourier suivant ces transformations permet d’obtenir l’invariance correspondante au moment de la reconnaissance par le réseau de neurones.

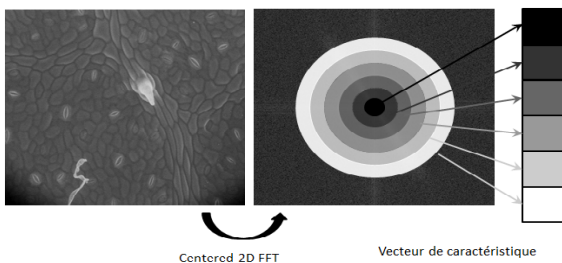


FIGURE 2 – Vecteur de caractéristique DGF

## 2.2 Méthodes de réduction de dimension

Dans le but de discriminer au mieux les paramètres extraits des DGF un perceptron multicouche a été utilisé [7]. Les paramètres de DGF représentent un espace de haute dimension dans le cas d’images de textures de grande taille. Ces données sont difficiles à manipuler, elle prennent beaucoup de temps lors de l’exécution et réduisent de manière significative la performance des classifieurs. Elles peuvent ainsi provoquer une classification erronée due au phénomène de Hughes [8]. Pour améliorer ces dernières, différentes approches de réduction de dimension ont testées et comparées. Les quatre approches sont issues de méthodes de projection linéaire et non linéaire. Parmi ces méthodes, l’Analyse en Composantes Principales (ACP) [9]. Elle permet d’extraire les caractéristiques abstraites et de réduire la dimensionnalité dans de nombreux problèmes de reconnaissance des forme. Ensuite, nous avons testé l’Analyse Discriminante Linéaire (ADL) [10]. Cette dernière vise à trouver une transformation linéaire en maximisant la variance inter-classes et minimiser la variance intra-classe. Cependant, l’ACP et ADL sont des techniques linéaires qui peuvent être moins efficaces dans les cas de non-linéarité. Pour cela, nous avons testé l’Analyse en Composante Principale à Noyau (KACP) [11] et l’Analyse Discriminante à Noyau (KDA) [11]. La non linéarité est alors introduite par la projection des données d’entrée de l’espace  $R^m$  vers l’espace des fonction  $F$ . La projection des méthodes (ACP et ADL) est appliqué dans un nouveau espace exprimé par une fonction noyau  $K$  répondant aux conditions de Mercer Kernel [12]. Dans notre expérimentation le noyau Gaussien à été utilisé :

$$K(x, y) = e^{\left(\frac{-\|x-y\|^2}{\sigma}\right)} \quad (3)$$

## 2.3 Perceptron multicouche

Le perceptron multicouche MLP (Multi Layer Perceptron) [7] est le réseau le plus utilisé des réseaux de neurones artificiels. Un MLP peut avoir plusieurs couches artificielles formées de perceptrons monocouches. Les nœuds d’entrées correspondent aux  $n$  composantes de l’espace d’entrée. La couche de sortie peut avoir un neurone ou plusieurs neurones correspondant chacun à une classe. Entre ces deux couches, se succèdent  $m$  couches dites « cachées » comprenant  $Nb_m$  neurones. Dans un MLP, l’information se propage de la couche d’entrée vers la couche de sortie en traversant un nombre donné de couches de neurones cachées. L’algorithme de rétro-propagation est utilisé pour mettre à jour les poids entre l’entrée et les couches cachées. Ainsi, le résultat issue de la réduction de dimension des vecteurs DGF représente l’entrée du MLP. Pour la couche cachée et la sortie de la fonction tangente est utilisée comme fonction d’activation.

## 3 Résultats

Dans cette section, l’efficacité de DGF est évaluée à travers une classification supervisée de différents cépages de

feuilles de vigne à différents stades de développement. La base de données considérée, est composée de 570 images de feuilles de vigne. la taille de chaque image est de 201x201 pixels. Après l'exécution des DGF nous obtenons une base de 570x100 vecteurs. Afin d'améliorer la classification, il est important de réduire la taille de la base de données. Différentes techniques de réduction de dimension ont été appliqués dans le but d'améliorer la précision des expérimentations. La base de données est divisée en deux parties de même taille, une pour l'apprentissage et l'autre pour faire les tests. Chaque partie est constituée de : Jeune feuille de Chardonnay, jeune feuille de Pinot, Mature feuille de Chardonnay et de Pinot.

L'ensemble des DGF des différentes classes a été traité selon les différentes méthodes de réduction de dimension. Ainsi, différentes combinaisons entre les Descripteurs Généralisés de Fourier et les méthodes de discrimination linéaires et non linéaire ont été mises en œuvre et comparées. Les résultats de projection obtenus montrent que la distribution des classes par les méthodes ACP, ADL et KACP ne sont pas séparables de manière satisfaisante (Figure 3). Plus précisément, les clusters représentatifs des différents cépages se chevauchent et montrent qu'il est difficile de reconnaître et discriminer efficacement les différentes classes de textures. A l'inverse, l'analyse discriminante à noyau montre des résultats satisfaisant au regard de la de séparabilités des clusters et offre des meilleures performances de discrimination. Le tableau 1 montre les différents taux de classifications obtenus par perceptron multicouche en utilisant les différentes méthodes de réductions de dimension.

	ACP	LDA	KACP	KDA
Jeunes feuilles de Chardonnay	1.39%	36.11%	5.56%	100%
Feuilles mature de Chardonnay	43.06%	50%	51.39%	94.44%
Jeunes feuilles de Pinot	47.22%	48.61%	66.67%	97.22%
Feuilles mature de Pinot	8.87%	37.68%	2.9%	98.55%

TABLE 1 – Résultats de classification des différents cépage et âge de feuilles de vigne

## 4 Conclusion

Dans cet article, une discrimination entre deux types de feuilles de vigne à différent stade de développement basé sur les Descripteurs Généralisé de Fourier a été proposée. Ces descripteurs ont été combinés avec différentes méthodes de réduction de dimension linéaire et non linéaire afin d'alimenter le perceptron multicouche. Les résultats de classification obtenus montrent que la combinaison de DGF et KDA fournit des informations pertinentes pour caractériser les feuilles de vigne à différents stades de développement. Vis-à-vis de la pulvérisation de précision, ce résultat permet de définir l'impact et le comportement du produit pour chaque type vigne, en plus il permet aux viticulteurs d'adapter le choix du matériel de pulvérisation (type de buse) et viscosité de produit avec la texture et l'âge

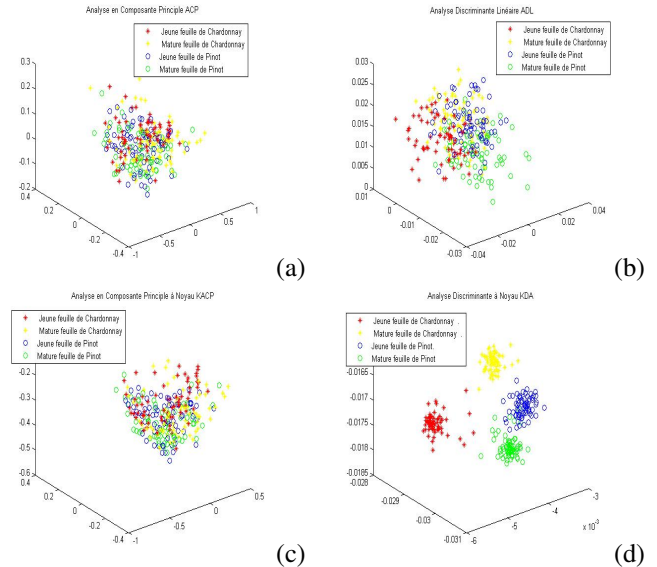


FIGURE 3 – Projection 3D des composantes de ACP,ADL,KACP,KDA

de la feuille.

## Références

- [1] WA Forster, MO Kimberley, and JA Zabkiewicz, "A universal spary droplet adhesion model," *Transactions of the ASAE*, vol. 48, no. 4, pp. 1321–1330, 2005.
- [2] Houda Bediaf, Ludovic Journaux, Rachid Sabre, and Frédéric Cointault, "Roughness evaluation of vine leaf by image processing," in *Signal Processing, Pattern Recognition and Applications : Computer Graphics and Imaging*, 2013.
- [3] Dengsheng Zhang and Guojun Lu, "Shape-based image retrieval using generic fourier descriptor," *Signal Processing : Image Communication*, vol. 17, no. 10, pp. 825–848, 2002.
- [4] J.P. Gauthier, G. Bornard, and M. Silbermann, "Motions and pattern analysis : harmonic analysis on motion groups and their homogeneous spaces," *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 21, no. 1, pp. 159–172, 1991.
- [5] H. Fonga Tchinkante, *Analyse harmonique sur les groupes et reconnaissance des formes*, Ph.D. thesis.
- [6] Fethi Smach, Cedric Lemaître, Jean-Paul Gauthier, Johel Miteran, and Mohamed Atri, "Generalized fourier descriptors with applications to objects recognition in svm context," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 30, no. 1, pp. 43–71, 2008.
- [7] Yohhan Pao, "Adaptive pattern recognition and neural networks," 1989.
- [8] G Hughes, "On the mean accuracy of statistical pattern recognizers," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 14, no. 1, pp. 55–63, 1968.
- [9] Ian Jolliffe, *Principal component analysis*, Wiley Online Library, 2005.

- [10] MB Kiran, B. Ramamoorthy, and V. Radhakrishnan, "Evaluation of surface roughness by vision system," *International journal of machine tools and manufacture*, vol. 38, no. 5, pp. 685–690, 1998.
- [11] Bernhard Schölkopf, Alexander Smola, and Klaus-Robert Müller, "Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem," *Neural computation*, vol. 10, no. 5, pp. 1299–1319, 1998.
- [12] B. Schölkopf, C.J.C. Burges, and A.J. Smola, *Advances in kernel methods : support vector learning*, MIT press, 1998.