

# Analyses micrographiques et analyses d'images : outils de traçabilité en alimentation animale

## Micrographic and image analysis: traceability tools for the animal feed sector

CHAPOUTOT P. (1), SAUVANT D. (1), EL KOSTASSI I. (1), RECH J. (2), BACH F. (3)

(1) UMR INRA-AgroParisTech Physiologie de la Nutrition et Alimentation, 16 rue Claude Bernard, 75231 Paris

(2) Ingénieur d'étude en retraite, Service Alimentation ENVT, 23 Chemin des Capelles, BP 87614, 31076 Toulouse Cedex 3

(3) INRIA Paris-Rocquencourt, Projet Willow, DI/ENS, 45 rue d'Ulm, 75230 Paris Cedex

### INTRODUCTION

L'analyse micrographique permet de reconnaître les matières premières (MP) dans un produit composé par l'observation microscopique de leurs structures histologiques (Hohmann, 2007). Cette étude a pour objectif de coupler à l'analyse micrographique diverses techniques d'analyses d'images, et notamment la reconnaissance automatisée par apprentissage.

### 1. MATÉRIELS ET MÉTHODES

4 MP (Blé, B ; Féverole, F ; T. Colza, TC ; T. Tournesol, TT) et 4 mélanges binaires 50-50 (B-F, B-TC, B-TT et TC-TT) ont été préparés selon la méthode décrite par Rech (2004). Après broyage et tamisage, les fractions des tamis "0,5 mm" et "0,1 mm" sont rassemblées. Un échantillon de 2 g du mélange est porté à ébullition pendant 10 mn dans 50 ml de solution KOH 3 %. Après décantation et lavage, une prise de 0,2 mg est étalée sur lame dans de la glycérine et observée au microscope optique (x 200).

Les images de microscopie sont capturées par caméra numérique (Optikam3, Labomoderne) et traitées par un logiciel d'analyses d'images (ImageJ). L'apprentissage et la reconnaissance des images numérisées sont réalisés avec le logiciel Matlab. Chaque image (1280 x 1024) est découpée en 120 imageries sur lesquelles sont appliqués une batterie de 24 filtres de Gabor (6 orientations x 4 échelles) permettant d'extraire deux paramètres simples de texture (moyenne, variance). L'apprentissage est réalisé par analyse discriminante linéaire sur un jeu de données d'entraînement issues de 3 images pour chaque MP (120 x 24 x 2 = 5 760 données / image). Le modèle d'apprentissage est ensuite évalué sur un jeu de données-test issu de 3 autres images des 4 MP, puis est appliqué aux 4 mélanges binaires.

### 2. RESULTATS

#### 2.1. CARACTÉRISATION DES MP

Chaque MP est identifiée par des structures histologiques caractéristiques (organisation des structures tissulaires, forme et couleur des cellules, présence de poils tecteurs, de tissus conducteurs...) facilement reconnaissables parmi d'autres fragments de tissus non spécifiques (parenchyme de remplissage ou de réserve...) (Rech, 2004). Quelques images caractéristiques des 4 MP sont présentées figure 1.

#### 2.2. RECONNAISSANCE AUTOMATIQUE DES MP

Après apprentissage, le modèle appliqué sur le jeu-test des MP donne des valeurs de probabilité de reconnaissance des MP comprises entre 0,66 et 0,75, avec un taux d'erreur global de 29 % (tableau 1).

Tableau 1 : Probabilité de reconnaissance des MP pures

MP testée	MP identifiée			
	Blé	Féverole	T. Colza	T. Tournesol
Blé	0,75	0,12	0,10	0,03
Féverole	0,07	0,70	0,15	0,08
T. Colza	0,05	0,15	0,73	0,07
T. Tournesol	0,03	0,14	0,17	0,66

Appliqué aux mélanges binaires, le modèle permet de reconnaître les MP constitutives avec une efficacité variable selon les mélanges (tableau 2).

Figure 1 : Structures histologiques caractéristiques des 4 MP

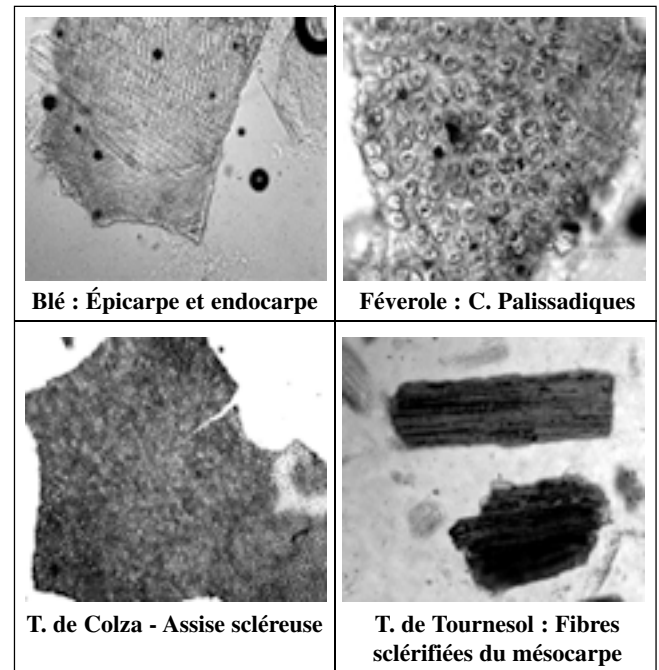


Tableau 2 : Probabilité de reconnaissance des MP en mélanges

Mélange binaire testé	MP identifiée			
	Blé	Féverole	T. Colza	T. Tournesol
Blé - Féverole	0,36	0,32	0,23	0,09
Blé - T. Colza	0,29	0,11	0,36	0,24
Blé - T. Tournesol	0,40	0,21	0,14	0,25
T. Colza - T. Tournesol	0,05	0,07	0,31	0,57

Le manque de précision du test peut s'expliquer notamment par l'existence au sein des images des mélanges de diverses structures histologiques relativement semblables entre les différentes MP (tissus parenchymateux ou de réserve par exemple). Il serait peut-être intéressant d'intégrer ces éléments indifférenciés au sein d'une "classe" particulière pour améliorer le pouvoir de discrimination de la méthode. De plus, l'étape d'apprentissage et de reconnaissance pourrait s'appuyer, pour caractériser chaque image, sur des paramètres de texture plus diversifiés et sur d'autres critères (paramètres de forme...) ou mettre en œuvre d'autres méthodes (SVM, réseaux neuronaux).

### CONCLUSION

Bien que nécessitant des améliorations pour augmenter la précision du diagnostic, cette première approche montre que l'association de l'analyse micrographique et de l'analyse d'images peut s'avérer intéressante pour conforter, voire automatiser, l'observation visuelle des matières premières et permettre la recherche d'éventuels contaminants au sein des aliments.

Avec l'aimable participation financière de l'AFTAA

Hohmann B., 2007. *Mikroskopische Untersuchung pflanzlicher Lebensmittel und Futtermittel*. BEHR'S...VERLAG. Hamburg. 770p

Rech J., 2004. *Microscopie des plantes consommées par les animaux*. Document d'enseignement, ENVT