

CARACTERISATION VISUELLE DES ALIMENTS DESTINÉS AUX VOLAILLES

Hachemi Rabie¹, Loménie Nicolas¹, Lescoat Philippe², Bouvarel Isabelle³, Vincent Nicole¹

¹ CRIP5 (Laboratoire de recherche en informatique de Paris 5), université Paris Descartes,
45 rue des saints pères, 75006, PARIS

² INRA, unité de recherches avicoles, 35380, NOUZILLY

³ ITAVI, 37380 NOUZILLY

RÉSUMÉ

En élevage, il arrive que les volailles rejettent un lot d'aliments présentant pourtant des caractéristiques nutritionnelles optimales. Ce rejet a des conséquences négatives tant pour l'animal que pour l'éleveur et la firme produisant l'aliment.

La perception des aliments par les animaux intervient dans le phénomène de rejet. De nombreuses études ont été conduites sur ce sujet mais les mesures classiquement utilisées pour caractériser les aliments n'ont pas permis de prévoir de façon satisfaisante ce phénomène de non consommation.

Notre approche consiste à se focaliser sur l'aspect visuel et à montrer la variabilité observée entre aliments. Nous utilisons l'outil analyse d'image pour fournir des mesures numériques permettant de discriminer des aliments selon leurs aspects visuels. Les critères discriminants sont relatifs à la couleur et à la texture. Ainsi, ces descripteurs définis et extraits à partir d'images d'aliments (46 aliments x 20 images) constituent les entrées d'un classifieur statistique pour prédire la classe de l'aliment en question. Cette classification visuelle des images d'aliments devrait être reliée avec le comportement alimentaire des volailles pour aider à comprendre les réactions des oiseaux face aux aliments.

ABSTRACT

In poultry production, it happens that animals reject a batch of feeds showing however optimal nutritional characteristics. This rejection leads to negative consequences both for the animal, the breeder and the firm producing the feed.

The animal perception of feed intervenes in the phenomenon of rejection. Several studies were led on this subject but measurements classically used to characterize feed do not allow predicting satisfactorily this phenomenon of not consumption.

In our approach, we focus on the visual aspect and we show the variability observed between feeds. We use the image analysis tool to provide numerical measures allowing discriminating between feeds according to their visual aspects. The discriminating criteria are relating to colour and texture. These features defined and extracted from feed images (46 feeds x 20 images) forms the entries of a statistical classifier to predict the class of the each feed. This visual classification of feed images would be linked with the poultry feeding behaviour in order to help explaining the reactions of these species facing feeds.

INTRODUCTION

Les acteurs des filières de la production animale ont une bonne maîtrise de la composition des aliments d'un point de vue nutritionnel. Cependant, dans le cas des volailles, des lots d'aliments peuvent être refusés par les animaux induisant des conséquences négatives tant pour l'animal que pour l'éleveur.

De nombreuses études ont été menées pour comprendre ces rejets (Chagneau et al., 2003 ; Chagneau et al., 2006). L'analyse du comportement alimentaire d'une part, et la caractérisation des aspects physiques et visuels des aliments d'autre part en constituent les deux principaux volets; le but étant de lier les variations de comportement à des caractéristiques données des aliments.

Ici, un large ensemble de caractéristiques visuelles sont étudiées et nous montrons la variabilité observée entre aliments. L'outil analyse d'image est utilisé pour fournir des mesures numériques remplaçant les mesures classiquement employées utilisant les spectro-colorimètres (Chagneau et al., 2006).

La discrimination visuelle d'aliments différents est un problème difficile du fait de la grande ressemblance observée. A titre d'exemple, les images (a) et (b) de la figure 1 présentent une ressemblance importante bien que les images représentent des aliments différents.

Dans ce travail, nous allons montrer que les descripteurs visuels définis et extraits à partir d'images d'aliments permettent une bonne discrimination entre ceux-ci. La section suivante présente les méthodes utilisées pour extraire et sélectionner les descripteurs visuels ainsi que la méthode de classification. Dans la section 2, nous présentons et discutons les expérimentations menées et les résultats obtenus. La conclusion et les travaux futurs font l'objet de la section 4.

1. MATERIELS ET METHODES

Pour classer visuellement les images, notre démarche consiste en trois étapes essentielles: la définition des descripteurs visuels et leur extraction, la sélection des descripteurs pertinents et la classification des images selon les descripteurs sélectionnés.

1.1. Extraction de descripteurs

Les descripteurs visuels extraits à partir d'images sont généralement relatifs à la couleur et la texture.

1.1.1. Descripteurs de la couleur

La couleur des aliments est relativement homogène. Ainsi, les distributions des intensités contenues dans chaque canal peuvent être caractérisées par les moyennes et les écarts types respectifs (on entend par canal une composante d'une image couleur: rouge, verte ou bleue en général). Toutefois, on peut distinguer trois couleurs (nuances) légèrement différentes : claire, foncée et très foncée. Après la segmentation d'une image en trois régions homogènes (figure 2), on calcule, en plus de la moyenne et de l'écart type globaux, la moyenne et l'écart type des intensités contenues dans chaque canal de chaque région. Cette façon de décrire la couleur devrait améliorer le pouvoir discriminant. La segmentation par k-means avec l'espace couleur RGB (Red Green Blue) nous ont donné de meilleurs résultats en comparaison avec d'autres algorithmes de segmentation et d'autres espaces couleurs.

1.1.2. Descripteurs de la texture

En analyse d'image, il n'y a pas d'unanimité sur la définition de la notion de texture. Néanmoins, nous allons adopter la définition suivante : « une région d'une image a la même texture si des propriétés locales sont constantes ou légèrement variées » (Sklansky, 1978).

Il existe une panoplie de méthodes d'analyse de la texture permettant de caractériser différents aspects de celle-ci en lien avec un problème particulier (Tuceryan et al., 1993). Quant aux méthodes multi-échelles, elles fournissent une description globale de la texture à différentes échelles d'observation en divisant le spectre de l'image en sous-bandes.

Les méthodes multi-échelles semblent être bien adaptées pour caractériser les textures des aliments qui présentent une structure aléatoire. La méthode multi-échelles utilisée est la méthode des transformées en ondelette avec trois échelles de décomposition comme l'illustre la figure 3 (Lains et al., 1993, Randen et al., 1999). A chaque échelle de décomposition, nous obtenons trois images de détails ou sous-bandes (9 sous-bandes au total). Les coefficients d'ondelettes (les intensités des sous-bandes) d'une transformée d'une image d'aliment sont utilisés pour décrire la texture.

En effet, il a été montré (Do et al., 2002) que les distributions des coefficients d'ondelettes peuvent être modélisées par des densités Gaussiennes généralisées (GGD pour generalized Gaussian density) (figure 4). Une GGD est caractérisée par un paramètre d'échelle α et un paramètre de forme β . Ainsi, les paramètres α et β des 9 sous bandes sont estimés et utilisés comme descripteurs de la texture. En plus des paramètres α et β , nous calculons l'énergie d'ordre 1 et d'ordre 2 de chaque sous bande:

$$f_i^{(1)} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L |x_{i,j}|, \quad f_i^{(2)} = \left(\frac{1}{L} \sum_{j=1}^L x_{i,j}^2 \right)^{1/2}$$

où $x_{i,j}$ est le $j^{\text{ème}}$ coefficient de la $i^{\text{ème}}$ sous-bande et L est le nombre de coefficients de cette sous-bande. Ces deux mesures sont communément utilisées comme descripteurs de texture.

1.2. Sélection de descripteurs et classification

Afin d'examiner le pouvoir discriminant des descripteurs et de sélectionner le meilleur ensemble de descripteurs, une méthode de classification multivariée supervisée est utilisée.

La méthode de sélection de descripteurs utilise un algorithme génétique comme un outil de recherche pour choisir un sous ensemble de descripteurs et une méthode de classification multivariée supervisée pour évaluer le pouvoir discriminant de ce sous ensemble (Li et al., 2001 ; Li et al., 2004). Son principe est de générer aléatoirement des sous ensembles de descripteurs et de retenir ceux qui ont les meilleurs pouvoirs discriminants. La fréquence de présence d'un descripteur dans les différents sous ensembles de descripteurs retenus devrait être corrélée avec son pouvoir discriminant individuel. Ainsi, les descripteurs sont ordonnés selon leurs fréquences de sélection. Cette méthode présente un avantage par rapport à d'autres méthodes de sélection qui évaluent les descripteurs individuellement. En effet, un descripteur est évalué ici par son pouvoir discriminant au sein de sous-ensembles de descripteurs. Nous utilisons dans notre cas la méthode d'analyse discriminante comme méthode de classification. La méthode de classification multivariée supervisée utilisée est l'analyse discriminante (Duda et al., 2000).

2. RESULTATS ET DISCUSSION

Quarante six aliments de la dinde venant de différentes firmes ont été scannés au sein de l'UMT BIRD avec une résolution relativement élevée (1200 dpi). En effet, les oiseaux ont une forte acuité visuelle (2,5 à 3 fois supérieure à celle de l'être humain), et puisque les volailles sont proches des aliments au moment de leur exploration visuelle, nous avons opté pour une augmentation de la résolution des scans. Pour chaque aliment, nous avons estimé que 20 images étaient suffisantes pour représenter la variabilité intra classe ; le but étant de différencier des classes d'aliments malgré la variété intra classe existante. Les images sont de taille 128x128 pixels.

Les descripteurs de la couleur et de la texture décrits dans la section 2 sont extraits de toutes les images d'aliments. Après la segmentation d'une image en trois régions homogènes, nous extrayons 24 descripteurs de la couleur : les moyennes et les écarts

types des intensités de chaque canal ; ceci étant fait pour chacune des régions et globalement. Pour extraire les descripteurs de la texture, la transformée en ondelette de Haar avec trois échelles est appliquée sur les images en niveaux de gris. Trente six paramètres sont estimés et constituent l'ensemble des descripteurs de la texture. Ensuite, les descripteurs sont ordonnés selon leurs pouvoirs discriminants en utilisant l'algorithme de sélection décrit dans le paragraphe 1.2.

Les descripteurs de la couleur ont en général un meilleur pouvoir discriminant comparés à ceux de la texture (figure 5). Ceci signifie que les aliments sont mieux différenciés par leur couleur. Cependant, quelques descripteurs de la texture ont un pouvoir discriminant significatif, en d'autres termes, leur utilisation permet d'améliorer la précision de la classification.

Pour définir l'ensemble de descripteurs final à utiliser dans la classification des aliments, nous estimons le taux d'erreur de classification avec différents sous ensembles de descripteurs. Les sous ensembles de descripteurs sont obtenus en formant un petit sous ensemble contenant les descripteurs qui ont les meilleurs pouvoirs discriminants et en ajoutant itérativement le descripteur présentant le plus grand pouvoir discriminant parmi les descripteurs restants. L'analyse discriminante et la technique leave-one-out ont été utilisées pour la classification et l'estimation du taux d'erreur (figure 6).

Les performances de la classification s'améliorent au fur et à mesure qu'on rajoute un descripteur et arrivent à une étape de stabilisation dès qu'on s'approche des vingt premiers descripteurs (taux d'erreur $\approx 25\%$) (figure 6). Parmi ces vingt descripteurs, six descripteurs de texture (ordonnés à la 12^{ème}, 15^{ème}, 16^{ème}, 18^{ème}, 19^{ème}, et à la 20^{ème} position respectivement) et 14 descripteurs de couleur sont impliqués, ce qui est cohérent puisque les descripteurs de couleur avaient généralement un pouvoir plus discriminant.

CONCLUSION

Nous avons montré l'utilité des descripteurs visuels extraits d'images d'aliments pour simuler la différenciation visuelle de ces aliments. Aussi, il a été montré que les descripteurs de couleur étaient plus discriminants par rapport à ceux de texture. Par ailleurs, la méthodologie suivie dans ce travail pour définir des descripteurs visuels discriminants peut être utilisée pour tester d'autres descripteurs afin d'améliorer la classification. Il s'agit essentiellement de descripteurs de texture caractérisant la présence de substances noires. Cette classification visuelle des images d'aliments est à relier avec le comportement

alimentaire des volailles pour aider à comprendre les réactions des oiseaux face aux aliments.

Travail réalisé dans le cadre du programme VISAVI (ANR, CIDEF, CIP) avec la collaboration de l'ITAVI, l'INRA, l'Université Paris Descartes et des entreprises (Centralys, CCPA, Cybelia, CSNE, Evialis, Primex, MG2Mix et Maisadour).

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Chagneau A.M., Penaud L., Bouvarel I., Lessire M. and Picard M., 2003. British Poultry Science, (44), 801-803.
- Chagneau A.M., Laviro F., Lamy S., Bouvarel I., Picard M., Lessire M. and Lescoat P., 2006. Poultry Science, (85), 923-931.
- Do M.N. and Vetterli M., 2002. IEEE Trans. Image Processing, 11(2), 146-158.
- Duda R.O., Hart P.E. and Stork D.G., 2000. 2nd Edition, Wiley-Interscience.
- Lains A. and Fan J., 1993. IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence, (15), 1186-1191.
- Li L., Weinberg C.R., Darden T.A. and Pedersen L.G., 2001. Bioinformatics, (17), 1131-1142.
- Li L., Umbach D.M., Terry P. and Taylor J.A., 2004. Bioinformatics, 20(10), 1638-1640.
- Randen T. and Husoy J. H., 1999. IEEE Trans. Pattern Recognition and Machine Intelligence, (21), 291-310.
- Sklansky J., 1978. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, SMC-8, pp 237-247.
- Tuceryan M. and Jain A.K., 1993. Chapter 2.1. World Scientific, pp 235-276.

Figure 1. Images de deux aliments différents

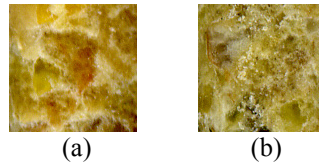


Figure 2. Segmentation par K-means avec 3 classes

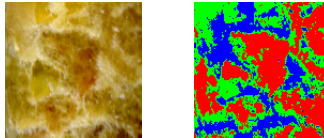


Figure 3. Transformé en ondelette d'une image

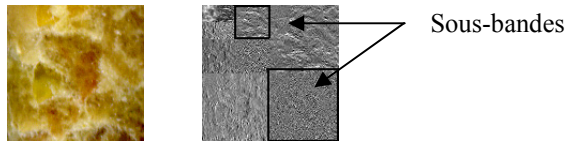


Figure 4. La GGD estimée d'une distribution de coefficients d'ondelette d'une sous-bande particulière

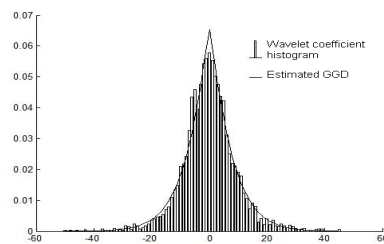


Figure 5. Scores des descripteurs estimés par l'algorithme de sélection de descripteurs

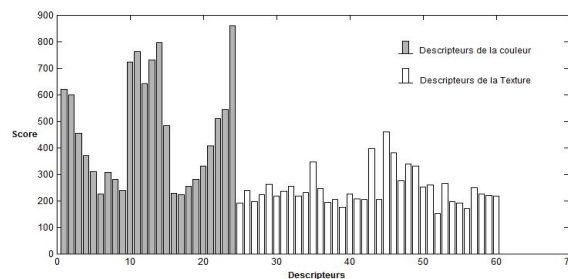


Figure 6. Evolution du taux d'erreur de classification

