



HAL
open science

Caractérisation par analyse d'images de produits céréaliers alvéolaires selon leur texture visuelle

Marie Françoise Devaux, Anne-Laure Réguerre, Hubert Chiron, Nejla
Lassoued

► **To cite this version:**

Marie Françoise Devaux, Anne-Laure Réguerre, Hubert Chiron, Nejla Lassoued. Caractérisation par analyse d'images de produits céréaliers alvéolaires selon leur texture visuelle. Cahier des Techniques de l'INRA, 2005, 56, pp.17-32. hal-02683090

HAL Id: hal-02683090

<https://hal.inrae.fr/hal-02683090>

Submitted on 4 Sep 2024

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

Caractérisation Par Analyse d'Images de Produits Céréaliers Alvéolaires selon leur Texture Visuelle

Marie-Françoise Devaux¹, Anne-Laure Réguerre¹, Hubert Chiron¹ et Nejla Lassoued²

L'appréciation visuelle constitue l'un des principaux critères d'évaluation de la qualité des produits de panification par le consommateur. Le but de ce travail est de mettre au point une méthode objective de classification de produits céréaliers moelleux, comme le pain, selon la finesse et l'hétérogénéité de leurs alvéoles.

Il est assez facile de comparer à l'œil quelques produits entre eux mais lorsque leur nombre augmente, que leur caractérisation a lieu à des dates différentes et qu'une comparaison objective de la structure de la mie est recherchée, l'acquisition et l'analyse automatique d'images deviennent indispensables.

Dans la méthode d'analyse proposée, la mie est considérée dans l'image comme une texture visuelle. L'analyse d'images est basée sur des opérations de morphologie mathématique. Elle est suivie d'un traitement statistique des résultats par Analyse en Composantes Principales. L'ensemble des images est ainsi classé selon des critères objectifs de texture visuelle.

Mots-clefs

Structure alvéolaire, Pain, Analyse d'images, Morphologie Mathématique, Analyse en Composantes Principales

1. Introduction

La structure alvéolaire des produits de panification varie en fonction de leur type. Par exemple, la mie de la baguette française traditionnelle est très aérée et hétérogène, à l'inverse de celle du pain de mie anglais très fine, régulière et homogène. Le pain au levain présente quelques grosses alvéoles, sa mie est plus hétérogène et plus dense que celle d'un pain obtenu avec de la levure. En général, la mie des produits de panification est difficile à décrire : elle se présente comme un arrangement d'alvéoles de tailles variables dans une matrice de mie.

Pour obtenir une caractérisation objective, il est nécessaire d'acquérir des images avec une bonne résolution et toujours dans les mêmes conditions, ce que nous permet l'utilisation d'un scanner à plat. La caractérisation directe des alvéoles n'est pas évidente, l'identification de leurs contours sur des images est difficile. Une méthode alternative consiste à décrire les images de mie comme des « textures visuelles » en utilisant des méthodes d'analyse de texture d'images [Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I., 1973]. Ces méthodes sont généralement basées sur la quantification des variations spatiales de teinte codée en niveaux de gris. Parmi ces méthodes, la morphologie mathématique [Soille P., 2003] utilise des opérations simples dont les résultats s'apparentent à ceux obtenus par granulométrie. Cet

¹ INRA-URBIA – BP 71627 Nantes Cedex 03 – courriel Anne-Laure.Reguerre@nantes.inra.fr

² CTCPA de Auch et LBMA de l'ENSIA – 1, rue des Olympiades – 91300 - Massy

article présente l'analyse granulométrique en niveaux de gris par morphologie mathématique avec pour objectif la classification objective de différentes structures alvéolaires. Simple d'utilisation, la méthode est facilement transportable en laboratoire de contrôle industriel. Elle nécessite de disposer d'un scanner, d'un ordinateur muni de logiciels d'analyse d'images et de traitement de données appropriés. Une utilisation en routine impose de calibrer le système à partir d'une série d'images représentatives des produits à analyser. Une description du script du programme de traitement des images se trouve en annexe, page 26.

2. Matériel

2.1. Echantillons

Les échantillons sont issus d'une étude dont le but est de générer et de comparer des produits céréaliers de structures alvéolaires différentes en faisant varier leurs formulations ([Lassoued N., 2005]). Ils ont été réalisés en balayant des domaines assez larges de teneurs en saccharose, eau et huile. Les produits alvéolaires ont été obtenus après fermentation et cuisson de 250 g. de pâte dans un moule cylindrique. La formulation des produits est donnée dans le tableau suivant ; pour 100 g. de farine chaque mélange contient 2g. de sel, 3g. de levure et

référence du produit	Saccharose (g)	Eau (g)	Huile (g)
8	8	62	5
9	7	61	28
13	2	60	2
15	2	65	2
16	10	60	2
18	10	55	2
19	7	61	10
20	7	60	19
21	2	60	10
23	2	55	10
24	2	55	19
25	15	55	2
26	15	65	10
27	15	65	2
28	10	65	10
29	10	65	2
30	2	64	11

2.2. Acquisition des images

Pour chaque produit, une tranche a été prélevée dans la zone centrale. Les images des tranches ont été acquises avec un scanner SNAP SCAN 1212 de AGFA. La tranche était recouverte d'une boîte à fond noir mat. Le scanner était piloté par le logiciel Scan Wise, les images ont été acquises en couleurs, au format TIFF non-compressé (**figure 1**).

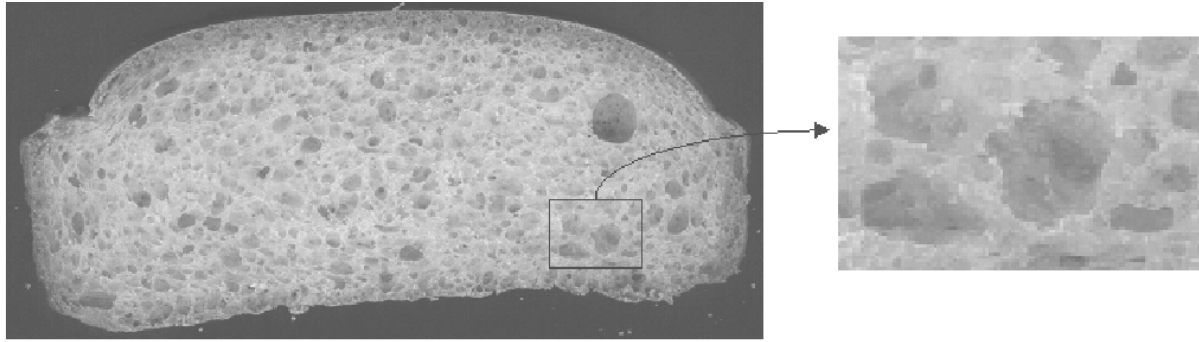


Figure 1 : *exemple d'image*

La résolution de cette série d'images était de 150 dpi³, soit 1 pixel⁴ = 0.17 mm.

2.3. Nature des images

A chaque pixel est associée une teinte codée informatiquement, généralement comprise entre 0 et 255 pour les images en niveaux de gris.

Préalablement au traitement, les images couleurs sont converties en niveaux de gris. Un exemple de distribution des niveaux de gris est donné **figure 2**.

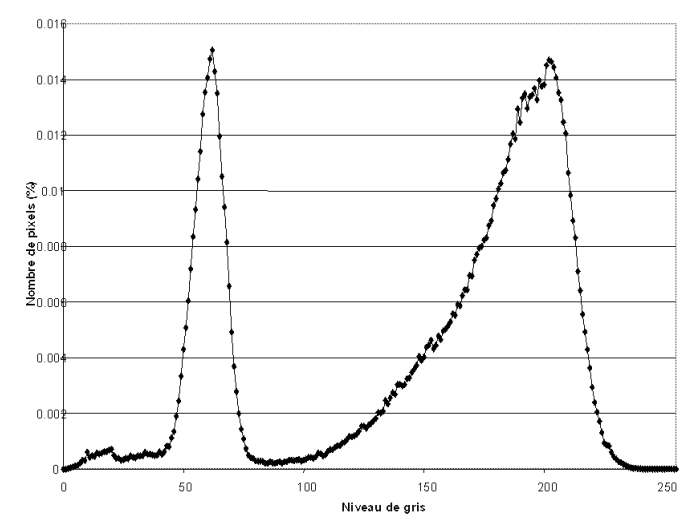


Figure 2 : *histogramme des niveaux de gris, image du produit 15*

Cet histogramme présente deux pics, le premier correspond aux pixels sombres du fond de l'image, le second correspond aux pixels de la tranche de mie.

3. Méthodes

L'analyse granulométrique par morphologie mathématique a été développée à l'Ecole des Mines de Paris [Aubert A., Jeulin D., 02/ 2000]. Elle a été appliquée à l'analyse de la taille de particules de poudres [Devaux M-F et al., 1997] puis adaptée dans le cadre du travail de J. Rouillé à des produits céréaliers qualifiés de solides alvéolaires [Rouillé J., 2003]. La méthode d'analyse des images est expliquée dans les paragraphes suivants, une description courte de type algorithmique est donnée en annexe.

³ dpi = *dot per inch* = nombre de pixels par pouce

⁴ pixel = *picture element* = unité élémentaire de l'image numérique

3.1. Sélection de la zone de l'image à traiter, la région d'intérêt

La première étape du traitement consiste à identifier dans l'image la partie contenant les informations à traiter pour comparer les échantillons : la tranche sans la croûte. Comme le fond de l'image est nettement plus sombre que la mie, les pixels du fond de l'image ont tous un niveau de gris inférieur à une valeur limite. Un seuil en niveau de gris pour séparer la tranche du fond de l'image peut être choisi à partir de l'histogramme des niveaux de gris de l'image (**figure 2**). Un seuil unique est déterminé pour la série d'images à traiter à partir de l'ensemble des histogrammes des niveaux de gris. La croûte est ensuite éliminée en réalisant une érosion du masque de la tranche. Le masque final est utilisé pour sélectionner la région d'intérêt sur laquelle l'analyse de texture est effectuée.

3.2. Morphologie mathématique

Le principe de base en morphologie mathématique consiste à comparer chaque portion d'image à un masque de taille et de forme données, appelé « élément structurant » puis à modifier l'image selon le résultat de ces comparaisons. L'élément structurant est souvent choisi de forme carrée (**figure 3**).

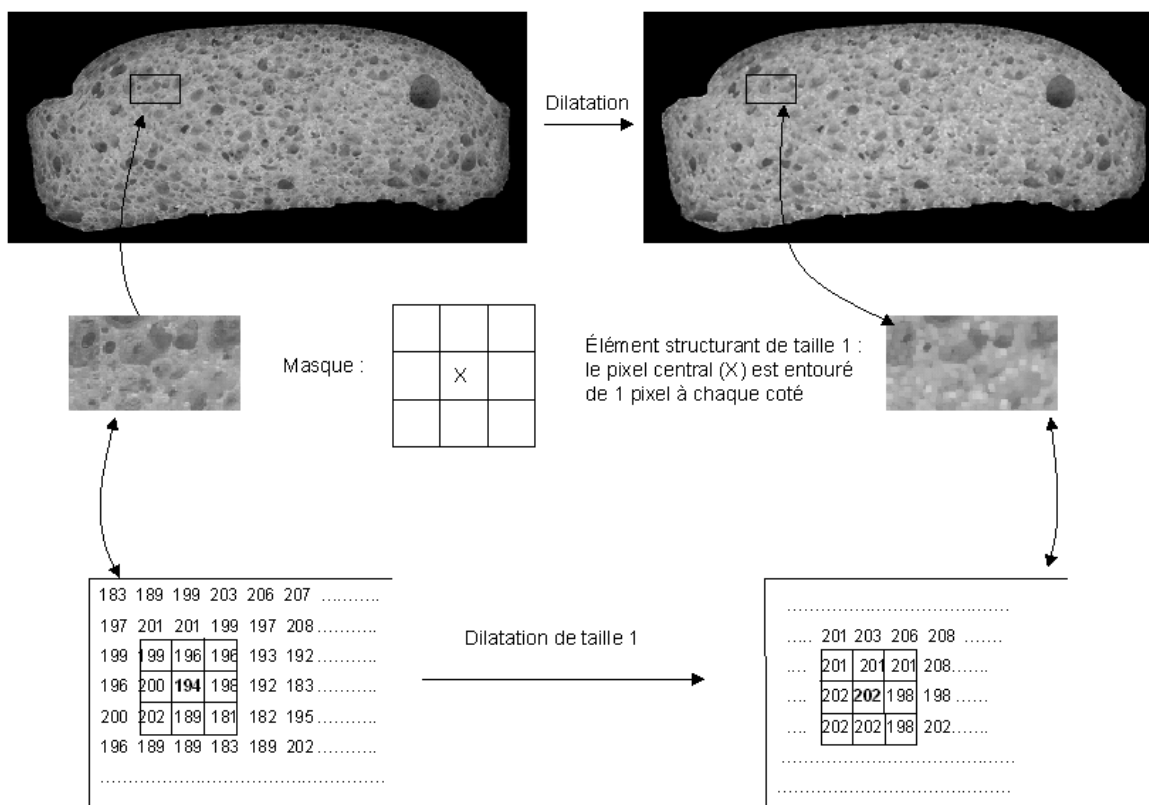


Figure 3 : une opération de morphologie mathématique

Sa taille est souvent définie par le nombre de pixels entourant le pixel central. Elle est de 1 pour un carré de 3x3 pixels, de 2 pour un carré de 5x5 pixels, etc. L'élément structurant est successivement déplacé sur toute l'image. Pour chaque position, le niveau de gris du pixel central est modifié en fonction des valeurs observées au travers de l'élément structurant.

Les deux opérations de base de la morphologie mathématique sont la « dilatation » et l' « érosion ». Dans le cas de la dilatation, le pixel central prend la valeur maximale des niveaux de gris observés pour les pixels recouverts par l'élément structurant (**figure 3**). Le résultat est une disparition des niveaux de gris les plus faibles et une augmentation globale de l'intensité de l'image. L'érosion est l'opération duale. Dans ce cas, le pixel central prend la valeur minimale des niveaux de gris, les niveaux les plus élevés disparaissent.

Une opération de morphologie mathématique est dite de taille n pour un élément structurant de taille n . Les opérations de morphologie mathématique ont cette propriété : effectuer n transformations avec un élément structurant de taille 1 a le même effet qu'effectuer une opération avec un élément structurant de taille n .

Dilatations : la **figure 4** montre l'effet de dilatations de taille croissante sur une image.

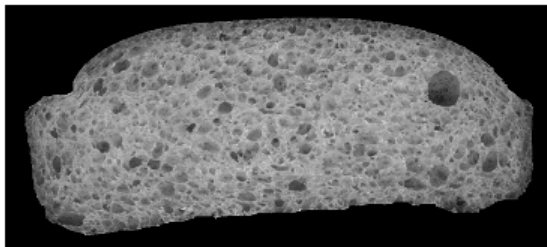
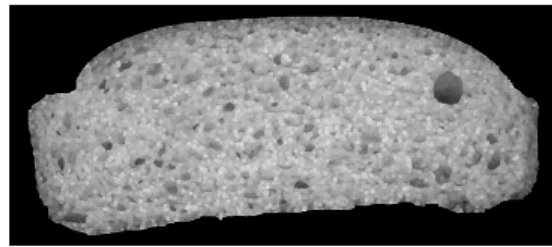
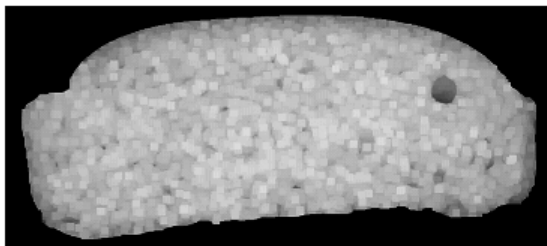


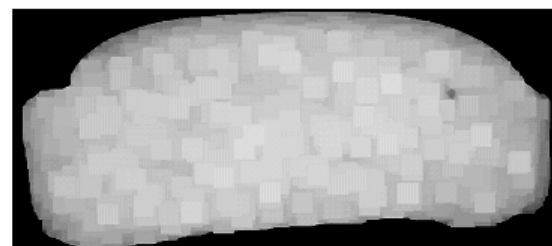
Image d'origine



Dilatation de taille 2



Dilatation de taille 5



Dilatation de taille 15

Figure 4 : dilatations successives sur l'image du produit 15

Les alvéoles disparaissent au fur et à mesure de l'augmentation de la taille des dilatations. La taille de l'élément structurant pour laquelle les alvéoles disparaissent donne une idée de leurs dimensions. En effet, nous remarquons sur la **figure 4** que, pour une dilatation de taille 15, presque toutes les alvéoles ont disparu. Il reste une trace de la plus grosse alvéole à droite. La plupart des alvéoles ont donc une dimension inférieure au côté de l'élément structurant carré de taille 15 soit plus petite que $2 \cdot 15 + 1$ pixels. Seule la plus grosse alvéole est de plus grande taille.

Erosions : l'effet d'érosions de taille croissante est montré sur la figure 5 :

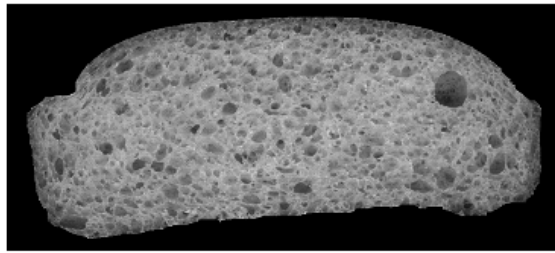
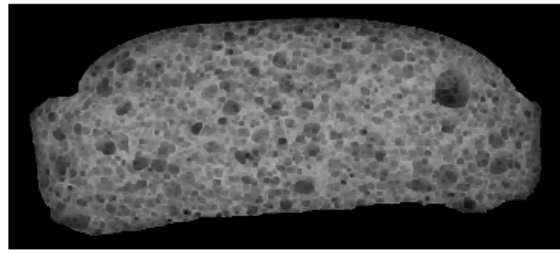
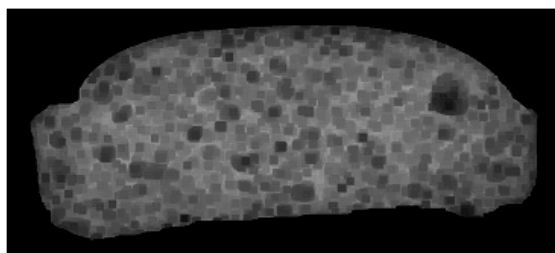


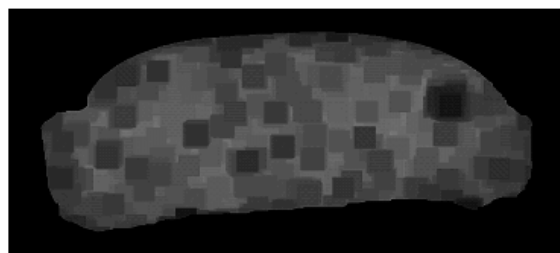
Image d'origine



Érosion de taille 2



Érosion de taille 5



Érosion de taille 15

Figure 5 : érosions successives sur l'image du produit 15

L'image devient progressivement plus sombre et les détails de la mie (les parois des alvéoles) disparaissent.

3.3. Courbes d'érosion - dilatation

La somme des niveaux de gris de l'image, parfois appelée volume de l'image, est notée $V(i)$ pour une dilatation ou érosion de taille i . Après une étape d'érosion ou de dilatation, la valeur $V(i)$ est modifiée en fonction des caractéristiques des objets clairs ou sombres. La modification de $V(i)$ dépend du nombre d'objets, de leurs dimensions mais aussi de leurs niveaux de gris. L'évolution de $V(i)$ pour des dilatations ou des érosions de taille croissante est donc caractéristique des distributions de taille et niveaux de gris des objets.

Notre méthode consiste à effectuer autant d'étapes d'érosions que de dilatation. Après chaque transformation, la somme des niveaux de gris $V(i)$ est calculée. Elle est maximale pour la plus grande étape de dilatation et minimale pour la plus grande taille d'érosion. La somme des niveaux de gris de l'image de départ se situe à un niveau intermédiaire. Nous pouvons ainsi tracer une courbe d'évolution de $V(i)$ depuis la plus grande étape de dilatation jusqu'à la plus grande étape d'érosion (**figure 6**).

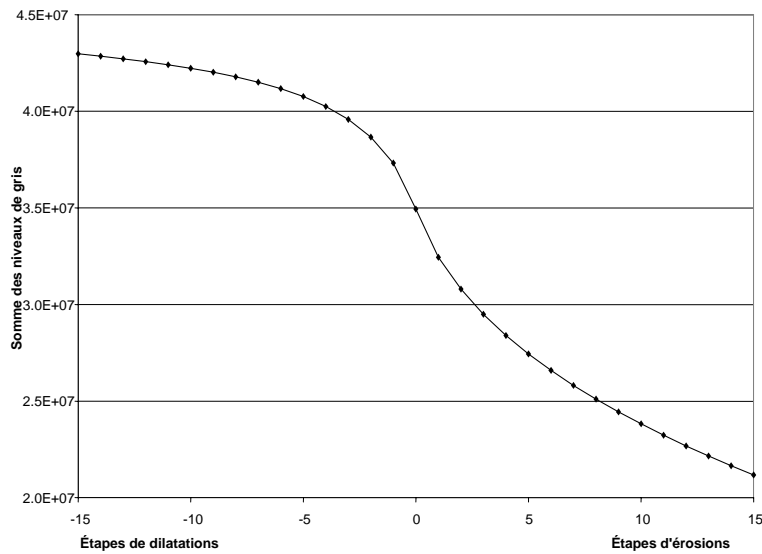


Figure 6 : décroissance des niveaux de gris, produit 15

Ce type de courbe ne donne pas d'information directe sur le nombre d'objets. En effet, l'importance de la variation des niveaux de gris après une dilatation ou une érosion dépend aussi du niveau de gris des objets. Par exemple, les petites alvéoles sont généralement moins sombres que les grosses, la disparition d'une petite alvéole contribue donc moins à l'augmentation des niveaux de gris que la disparition de la même portion d'une grosse alvéole. Ainsi, comme tous les objets n'ont pas le même niveau de gris, il n'y a pas de proportionnalité directe entre la variation des niveaux de gris et le nombre d'alvéoles concernées. Les courbes doivent être interprétées comme des courbes de texture d'images contenant une information de type granulométrique. Une courbe brute d'érosion-dilatation dépend aussi de la taille de la tranche et de son intensité moyenne en niveaux de gris.

Pour pouvoir comparer des textures d'image sur des échantillons divers, les courbes doivent être normalisées. Les parties de la courbe correspondant aux étapes d'érosion et de dilatation sont normalisées séparément. Si f étapes d'érosion ou de dilatation ont été réalisées, la valeur de la $i^{\text{ème}}$ étape est calculée selon la formule :

$$G(i) = \frac{V(i) - V(f)}{V(0) - V(f)} \times 100$$

dans laquelle $V(0)$ est la somme des niveaux de gris de l'image initiale et $V(f)$ est celle de la dernière étape.

Les courbes sont donc exprimées en pourcentage relatif des variations d'intensité observées entre l'image initiale et la plus grande étape d'érosion ou de dilatation. Le nombre d'étapes à effectuer doit être choisi de manière à ce que les plus grands objets d'intérêt soient éliminés par la plus grande taille de transformation.

La courbe finale est tracée en fonction des étapes d'érosion et de dilatation (**figure 7**).

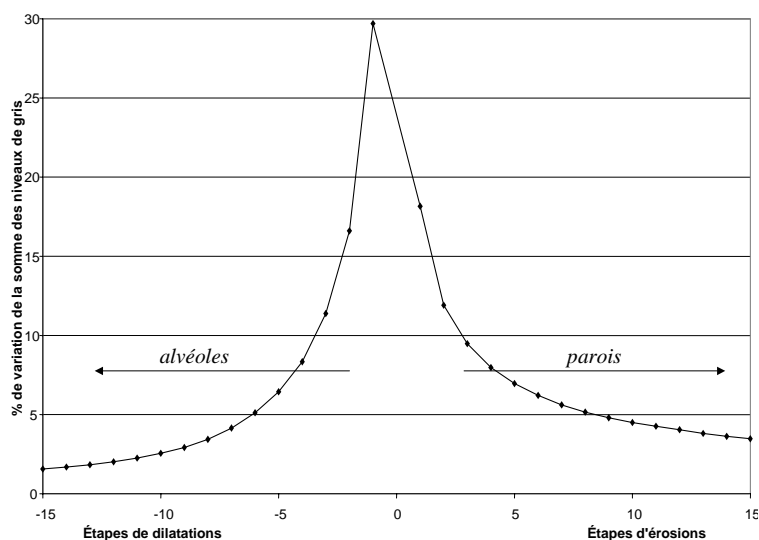


Figure 7 : courbe de texture granulométrique produit 15

Il n'y a pas de valeur au point central correspondant à l'image d'origine. La courbe est appelée courbe de texture granulométrique en niveaux de gris. La partie gauche de cette courbe correspond à l'analyse des alvéoles et la partie droite à l'analyse de la mie.

3.4. Exploitation des courbes : analyse en composantes principales

La comparaison des courbes de texture granulométrique en niveaux de gris peut être réalisée par des techniques d'analyse multidimensionnelle [Aubert A., Jeulin D., 02/ 2000]. Parmi ces techniques, l'analyse en composantes principales permet de décrire l'information contenue dans un tableau de données en tenant compte des corrélations existant entre elles [Saporta G., 1990].

Elle s'applique à un tableau \mathbf{X} de n individus (dans cette étude, un individu est une courbe correspondant à une image) et p variables (dans cette étude, la taille d'une étape de morphologie mathématique). Le tableau est généralement centré en soustrayant l'individu moyen à tous les individus du tableau. L'information du tableau est résumée par un petit nombre de variables synthétiques non corrélées appelées « composantes principales ». Ces composantes correspondent à des combinaisons linéaires des variables d'origine :

$$c_{ij} = \sum_{k=1}^p x_{ik} u_{kj}$$

où :

- x_{ik} est la valeur de la $k^{\text{ième}}$ variable observée pour l'individu i ,
- u_{kj} est la valeur du poids de la variable k dans la composante principale j
- et c_{ij} est la valeur de la composante principale j pour l' $i^{\text{ième}}$ individu.

Les composantes sont classées par ordre décroissant du pourcentage de variance initiale qu'elles décrivent. Ce pourcentage s'interprète comme la quantité d'information contenue dans la composante. Des cartes de ressemblances des courbes sont tracées à partir des valeurs des

composantes prises deux à deux. Sur ces cartes, deux courbes qui se ressemblent sont proches. Les vecteurs des poids u_j utilisés pour calculer la $j^{ème}$ composante principale sont les vecteurs propres de la matrice de variance-covariance du tableau X .

Lorsque le tableau de données est un tableau de courbes, les vecteurs propres peuvent être tracés en fonction des variables d'origine. Leur allure correspond à une courbe typique et permet de révéler les parties des courbes pour lesquelles des variations sont observées. Les vecteurs propres permettent d'interpréter les composantes principales en fonction de variations observées pour l'ensemble des courbes.

Le traitement des images a été développé sous APHELION (www.adcis.net). Les autres calculs : histogrammes en niveaux de gris, courbes de granulométrie et analyse en composantes principales avec tracé des cartes de ressemblance ont été développés sous MATLAB (<http://www.mathworks.fr>).

4. Résultats

4.1. Images

La **figure 1** montre un exemple de tranche. L'épaisseur des tranches est d'environ 1cm, suffisamment épaisses pour qu'il ne soit pas possible de distinguer le fond noir à travers la mie, tout en étant assez fines pour que les alvéoles et les parois soient contrastées.

Les histogrammes des niveaux de gris de toutes les images ont été tracés ensemble sur la **figure 8**.

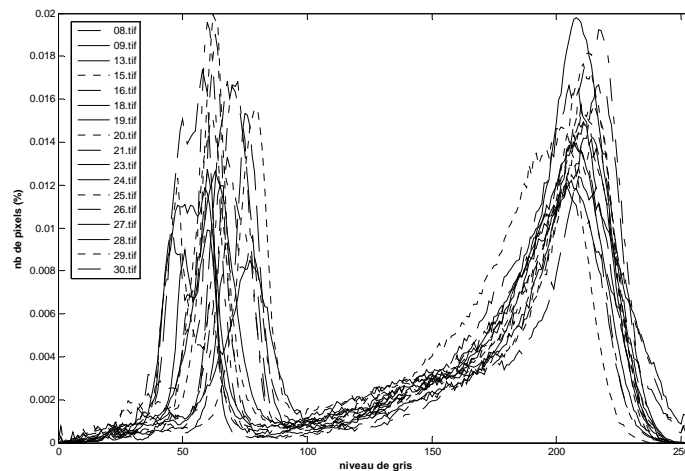


Figure 8 : *histogrammes de la série d'images*

Cette figure montre que le niveau de gris maximal atteint par les pixels représentant le fond noir est inférieur à 100 pour toutes les images de la collection, c'est la valeur seuil du niveau de gris choisie pour séparer la tranche du fond de l'image.

4.2. Courbes d'érosion - dilatation

Quinze étapes de dilatations et d'érosions ont été effectuées. Les courbes de texture granulométrique ont été calculées, la **figure 9** montre les deux extrêmes qui enveloppent la famille de courbes.

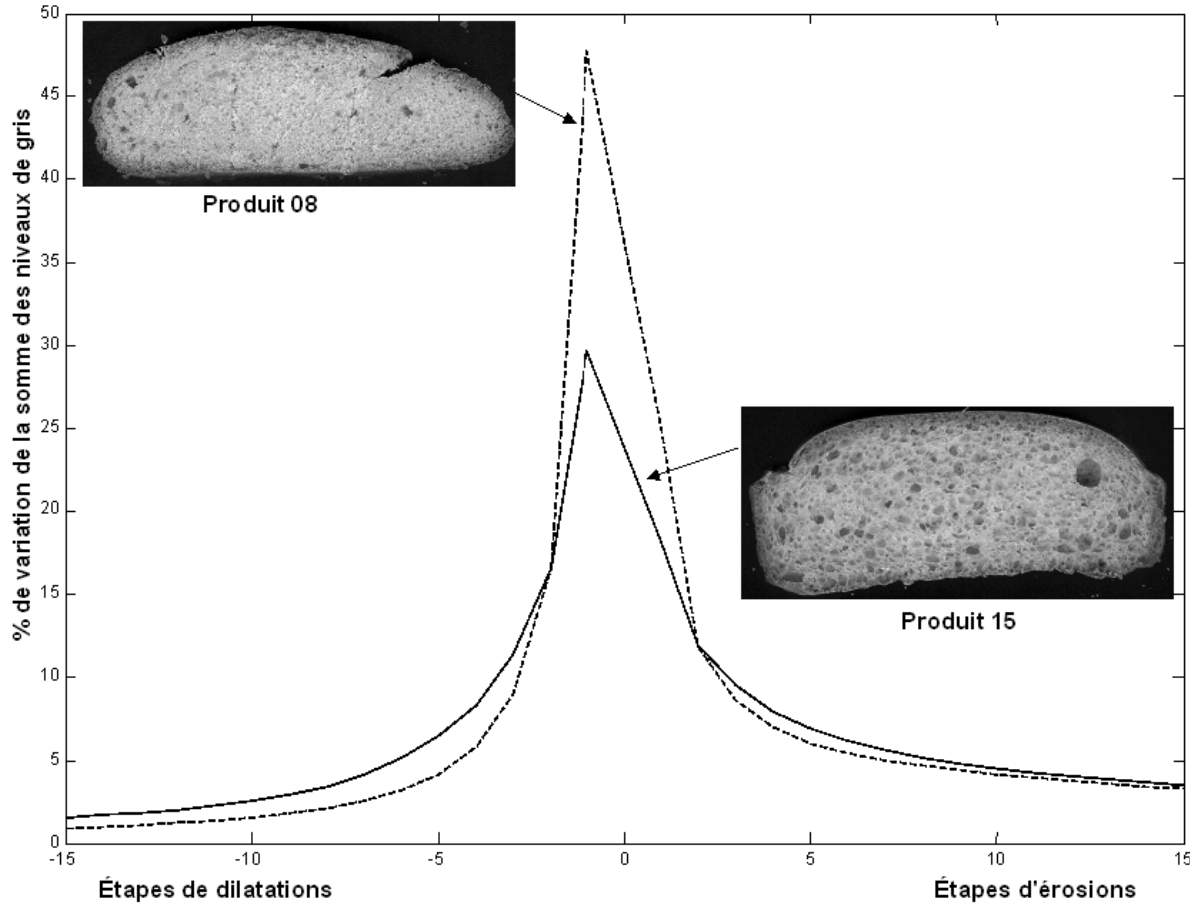


Figure 9 : extrêmes de la famille de courbes de granulométrie

Les courbes sont en forme de pic car nos images de mie ont une texture fine : elles sont modifiées essentiellement par les premières étapes. Les plus fortes variations sont observées pour les trois premières étapes d'érosion et de dilatation, correspondant à des dimensions inférieures à 1,2 mm. Une variation importante de la hauteur du pic est observée montrant que cette famille d'échantillons couvrait un ensemble varié de textures. Les échantillons extrêmes sont la mie '8' et la mie '15'. La mie '8' est plus fine que la '15'.

Une analyse en composantes principales a été effectuée de manière à comparer ces courbes. Les 2 premières composantes principales représentent plus de 98 % de la variance totale. Sur la carte de ressemblance (**figure 10**) des vignettes correspondant aux images ont été superposées à certains points extrêmes.

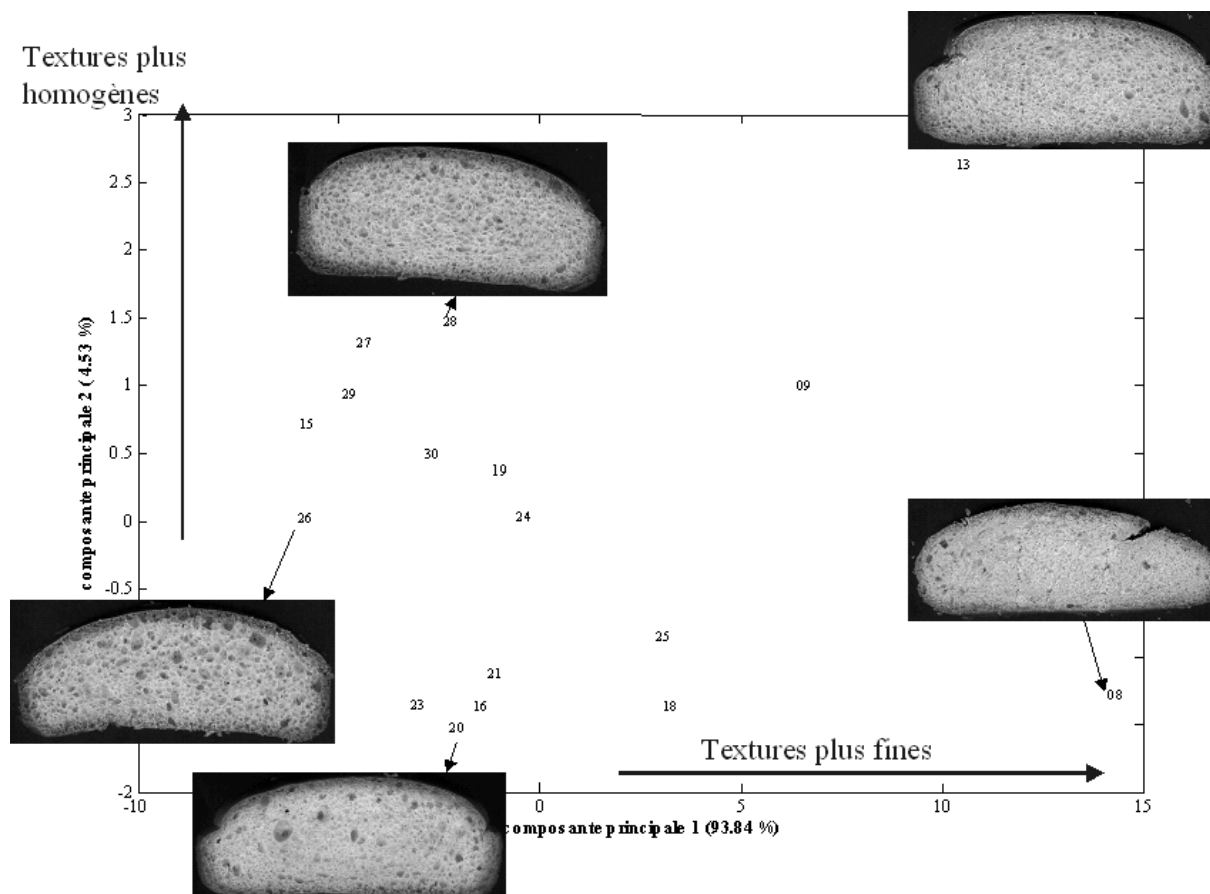


Figure 10 : carte de ressemblance

La carte montre qu'une discrimination des produits en fonction de leur texture visuelle a été obtenue. L'interprétation des résultats consistait à expliciter selon quels critères physiques les images ont été ordonnées. D'après les variations qu'elle présente, une texture peut être qualifiée de lisse ou non, fine ou grossière, régulière, homogène ou non, etc. Nous avons cherché à donner une signification en ces termes aux composantes principales pour en déduire un classement des produits selon leur texture visuelle.

La première composante semble opposer les mies de textures fines à droite aux mies de textures plus aérées à gauche (**figure 10**). Le vecteur propre de la composante principale peut être vu comme une courbe de texture granulométrique typique, sa forme permet de déduire les caractéristiques morphologiques décrites (**figure 11**).

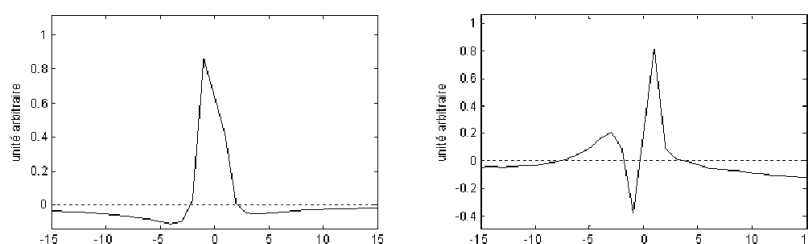


Figure 11 : profils des vecteurs propres

Ici, le premier vecteur propre est essentiellement lié à la hauteur du pic des premières étapes de la courbe de granulométrie en positif s'opposant aux étapes de plus grande taille. Les premières étapes modifient essentiellement les petits éléments, le vecteur propre confirme que la composante c_1 décrit la finesse de la structure.

La seconde composante c_2 complète la description en prenant en compte les variations sur les étapes suivantes. Le vecteur propre (**figure 11**) révèle les variations de taille d'alvéoles autour de la quatrième étape de dilatation (étape - 4 et voisines) associée à la présence de parois fines correspondant à des érosions de taille inférieure à 3. Selon cette composante, les alvéoles de taille moyenne s'opposent aux alvéoles de plus grande et de plus petite tailles. Les images '20' et '28' montrent deux échantillons dont la valeur de la première composante est proche et s'opposant selon la deuxième composante. La mie '28' est constituée d'alvéoles de taille homogène et la mie '20' d'un mélange d'alvéoles de grande et de petite tailles. Pour une finesse globale équivalente, les distributions de taille des alvéoles sont différentes.

La seconde composante c_2 classe des textures en fonction de l'hétérogénéité de distribution de taille des alvéoles. Bien que cette composante ne décrive que 4.5 % des variations, les images se classaient de la plus hétérogène, en bas, à la plus homogène, en haut.

5. Discussion

Depuis cette étude l'acquisition des images a été améliorée sur deux points. Nous avons cependant choisi ces résultats pour illustrer cet article car les solides alvéolaires utilisés couvrait une gamme très large de textures et donnaient des résultats intéressants du point de vue de leur interprétation. Une première amélioration apportée est de travailler avec plusieurs tranches par produit afin d'obtenir une bonne représentativité. La seconde est d'augmenter la résolution à 600dpi, un sous multiple de la résolution optimale du scanner (1200*2400 dpi) pour lequel le temps d'acquisition est acceptable. Nous envisageons comme prochaine amélioration de tester un traitement avec un élément structurant de forme arrondie, plus proche de celle des alvéoles.

La technique mise en œuvre permet de calculer des courbes de texture décrivant à la fois la distribution de taille des alvéoles et de taille de leurs parois. La lecture de ces courbes n'est pas directe. Une comparaison des courbes peut être obtenue par analyse en composantes principales. La méthode permet de révéler les variations dans les courbes grâce à l'interprétation des vecteurs propres. Elle permet de proposer un classement des échantillons selon leur texture visuelle en tenant compte de l'ensemble des courbes.

La première composante principale permet en général de classer les échantillons en fonction d'une finesse globale de la mie. La seconde composante décrit des variations fines de la courbe qui permettent de révéler l'hétérogénéité de la structure.

La pertinence de la carte de ressemblance obtenue par analyse en composantes principales dépend de la collection d'images traitées. Il est nécessaire d'acquérir des images sur un ensemble varié et représentatif des produits à analyser. Il est alors possible d'utiliser cet ensemble d'images comme un jeu d'étalonnage. Les composantes obtenues peuvent être ensuite utilisées pour classer la texture de nouveaux produits par rapport aux précédents.

6. Conclusion et Perspectives

Dans les structures alvéolaires, les alvéoles sont souvent connectées : les phénomènes de coalescence qui interviennent lors de l'établissement de la structure finale (fermentation et cuisson) donnent à la phase gazeuse une continuité avec des cellules connexes. Il est donc difficile de considérer les alvéoles séparément, il est toutefois possible d'étudier la texture dans son ensemble par analyse de texture d'images.

Nous proposons une méthode d'analyse d'images basée sur la morphologie mathématique qui permet de donner une interprétation des résultats en terme de granulométrie des alvéoles et de leurs parois. L'analyse en composantes principales permet de comparer et classer les textures à partir des courbes obtenues. A partir d'une famille de structures alvéolaires variées, nous avons obtenu un classement selon la finesse et l'hétérogénéité.

Ce travail pourra déboucher sur la mise au point d'un analyseur de structures alvéolaires à partir d'une base d'images représentatives des produits analysés. Ce type de base est en construction à l'INRA de Nantes (unité de recherche BIA) dans le cadre d'études sur les solides alvéolaires obtenus à partir de mélanges à base de produits céréaliers.

L'optimisation de cette méthode nous permettra d'extraire d'autres informations :

- l'étude des orientations dans la texture, si elles existent, en changeant la forme de l'élément structurant
- la segmentation de zones de textures différentes par exemple en comparant les structures en fonction de leur position dans le produit

Références

- 1 Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I.,1973, "Textural features for image classification". IEEE Transactions on systems, man and cybernetics. vol SMC – 3, no 6, p 610-621.
- 2 Soille P., 2003, "Morphological Image Analysis. Principles and Application. " Springer. 391 p.
- 3 Lassoued N., 2005 (en cours), Thèse « Structure alvéolaire des produits céréaliers de cuisson en lien avec les propriétés rhéologiques et thermiques de la pâte : Effet de la composition » dans le cadre du projet CANAL-SALVE (Conception Assistée de Nouveaux ALiments - Solides ALVEolaires)
- 4 Aubert A., Jeulin D., 02/ 2000, "Classification morphologique de surfaces rugueuses", Revue de la Métallurgie -CIT/ Science et Génie des matériaux
- 5 Devaux M-F et al., 1997, "Particle size analysis of bulk powders using mathematical morphology" Powder Technology 90 141-147
- 6 Rouillé J., 2003, Thèse "Mécanismes d'alvéolation de la pâte et la mie de pain français", Université de NANTES
- 7 Saporta G., 1990, "Probabilités. Analyse des données et statistique". Editions Technip. 493 p.

Annexe

Traitement des images et obtention des courbes de texture granulométrique en niveaux de gris :

Description du script du programme mis au point sous APHELION⁵

Paramètres entrés interactivement par l'utilisateur

- Répertoire de lecture des images
- Résolution du scanner (si connue)
- Nombre maximal d'érosions et de dilations à effectuer, appelé *nbitermax*
- Nom et emplacement du fichier texte dans lequel seront enregistrés les résultats (sommes des niveaux de gris)
- Valeur du seuil en niveau de gris à appliquer à la série d'images pour identifier la tranche par rapport au fond noir

Initialisation

- Liste des noms des fichiers images contenus dans le répertoire
- Lecture de la première image pour en déduire le type des images (gestion des formats autres que TIFF), la taille de l'entête, le nombre de lignes et nombre de colonnes
- Calcul de la taille d'un pixel en fonction de la résolution (si connue)
- Positionnement dans le répertoire de sauvegarde, ouverture du fichier résultat en écriture
- Ecriture de la 1ère ligne : numéro n de l'opération de morphologie mathématique variant de $-nbitermax$ à $+nbitermax$ ou, si la résolution est connue, taille de l'élément structurant $*(2n+1)$ pour n variant de $-nbitermax$ à $+nbitermax$
- Déclaration d'une variable intermédiaire appelée *volume* pour enregistrer les valeurs des sommes des niveaux de gris après chaque opération, cette variable a pour dimension : $2*nbitermax+1$

Traitement de toutes les images en boucle

- Affichage de l'image et de son nom
- Conversion de l'image couleur RGB en image HSI
- Sélection du plan I (intensité) comme image de départ en niveaux de gris
- Application du seuil en niveau de gris à l'image de départ pour obtenir un masque
- Fermeture des trous observés dans le masque par application de l'opération de morphologie mathématique 'HoleFill'

⁵ Le script du programme écrit sous APHELION comporte 9 pages. Pour plus de détails les lecteurs intéressés par cette méthode peuvent contacter M.F. Devaux ou A.L Réguerre

- Elimination des plus petits éléments (type miettes), par application de l'opération de morphologie mathématique 'Ouverture par reconstruction' d'élément structurant carré, de taille 15 pixels
- Erosion du pourtour du masque dans le but d'éliminer l'épaisseur de la croûte au masque de la tranche, d'élément structurant carré, de taille 10 pixels
- Application de ce masque à l'image de départ pour obtenir une image sans le fond, sans les miettes et sans la croûte
- Sélection du plus gros objet dans l'image : c'est la mie
- Conversion de cet objet en région d'intérêt (ROI) : le traitement suivant ne se fait que sur cette partie de l'image
- Création d'une image contenant cette ROI sur un fond blanc pour les érosion (sans cela les pixels extérieurs à la ROI interviennent dans le calcul)
- Création d'une image contenant cette ROI sur un fond noir pour les dilatations
- Série d'érosions sur l'image créée à cet effet avec calcul de la somme des niveaux de gris à chaque étape et enregistrement des valeurs dans *volume*
- Série de dilatations sur l'image créée à cet effet avec calcul de la somme des niveaux de gris à chaque étape et enregistrement des valeurs dans *volume*
- Ecriture dans le fichier résultat d'une ligne contenant le nom de l'image et les valeurs de *volume*
- Fin de la boucle

Fermeture du fichier résultat

Fin du traitement

