

Application d'outils fractals pour la classification d'images microscopiques de matières grasses laitières

Antoine ECHELARD, Jacques LEVY-VÉHEL, Ina TARALOVA

Institut de Recherche en Communication et Cybernétique de Nantes
1, rue de la Noë, BP 92 101, 44321 Nantes CEDEX 03, France

antoine.echelard@irccyn.ec-nantes.fr

jacques.levy-vehel@irccyn.ec-nantes.fr, ina.taralova@irccyn.ec-nantes.fr

Résumé – De nombreuses caractéristiques du beurre, comme sa "tartinabilité", dépendent de la cristallisation, qui est observable sur les images microscopiques de matière grasse laitière. Comme la microstructure revêt souvent un aspect irrégulier, les outils fractals semblent particulièrement adaptés à l'étude de ces images. Dans ce papier, des techniques fractales reflétant la texture de l'image sont appliquées pour séparer le type, le site de production et le jour de maturation de différents beurres. Les images sont obtenues à partir de beurres produits dans des conditions industrielles. L'influence de la cristallisation a été observée sur ces paramètres fractals. Des corrélations prometteuses avec le jour de maturation ont été démontrées. De plus, il a été possible de séparer différents types de beurre et différents sites de production.

Abstract – Numerous butter features, such as "spreadability", depend on the crystallization, which is observable on microscopical images of milk fat. As microstructures often reveal rough or irregular aspect, fractal tools appear to be particularly adapted to their study.

In this paper, fractal techniques quantifying the texture of the image are applied to separate type, plant and day of ripening of different butters. The images are taken from butters produced in industrial conditions. The influence of the crystallization on the fractal parameters has been observed. Fractal quantifiers have demonstrated promising correlations with the day of ripening of the butter. Moreover, they have also shown to be efficient in separating different kinds of butters.

1 Introduction

De nombreux travaux sur la valorisation du lait sont axés vers le développement de moyens technologiques permettant d'améliorer les propriétés fonctionnelles et nutritionnelles de la matière grasse laitière. Les études visent la production de fractions à teneur réduite en cholestérol et en acides gras saturés pour la préparation de "laits santé", de beurres frigo-tartinables, de beurres allégés et de fractions à fonctionnalité améliorée pour des utilisations spécifiques (ex. boulangerie et chocolaterie).

Toutes ces propriétés dépendent principalement de la microstructure, qui est mesurée traditionnellement par la rhéologie mais peut être observée également sur des images microscopiques. Ces images présentent souvent un aspect irrégulier. L'utilisation d'outils fractals semble donc appropriée pour analyser ce type d'images.

Les travaux sur l'analyse fractale de la microstructure des gels et des matières grasses (beurre de coco, huiles, yaourts, fromages...) sont généralement fondés sur des modèles reliant les propriétés microscopiques et macroscopiques du matériau. Ainsi, Shih [6] développe un modèle qui relie les propriétés élastiques à une dimension fractale des flocons dans le gel colloïdal. Wu et Morbidelli [7] proposent une théorie d'échelle pour relier les paramètres structurels avec les propriétés rhéologiques. Marangoni [4] évalue une dimension fractale des images microscopiques de la matière grasse afin de modéliser des propriétés élastiques. Dans ces articles, la dimension fractale figure comme paramètre dans le modèle analytique qui sert à estimer des propriétés rhéologiques.

Nous utilisons dans ce travail des techniques fractales indé-

pendamment d'une modélisation fondée sur la rhéologie pour évaluer directement sur les images la cristallisation des matières grasses. Un avantage de cette méthode par rapport aux techniques classiques de pénétrométrie est sa plus grande légèreté de mise en oeuvre. De plus, elle est applicable dès le jour de fabrication du beurre. Les techniques de pénétrométrie classiquement utilisées pour évaluer la rhéologie ne peuvent, elles, être utilisées à cette date, à cause de la trop grande mollesse du beurre à ce moment-là. Nous avons étudié différents paramètres fractals, parmi lesquels les plus pertinents se sont avérés être la dimension de boîte, la dimension de régularisation, la lacunarité et les normes de Besov.

Cet article est organisé comme suit : la section 2 expose le matériel et les méthodes d'acquisition employées, la section 3 présente de manière générale les paramètres fractals retenus pour l'étude, la section 4 énonce et discute les résultats obtenus, et la section 5 conclut l'article.

2 Matériel et méthodes

Nous avons travaillé avec des images microscopiques de deux types de beurre : beurre croissant (utilisé comme son nom l'indique dans la préparation des croissants), et beurre Nizo. Le beurre Nizo est obtenu par une méthode de maturation continue de la crème. Il recouvre 90% de la production industrielle de beurre. Il a été prélevé des échantillons de ces deux types de beurre sur différents sites industriels (deux pour le beurre Nizo, trois pour le beurre croissant). Les échantillons sont prélevés sur les sites à la sortie des conditionneuses et transportés

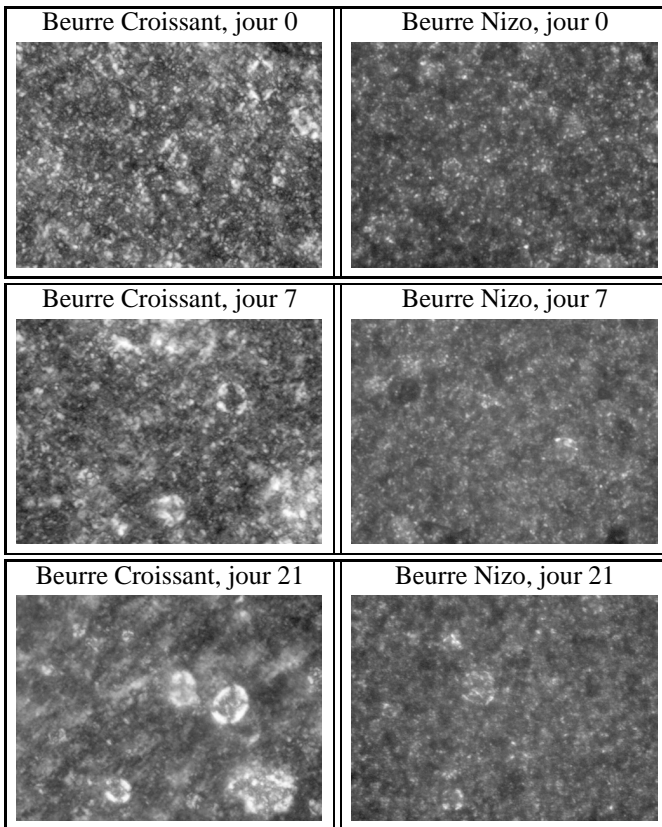


FIG. 1 – Images de beurre

en container isotherme jusqu'aux locaux de l'ENILIA¹, organisme avec lequel nous avons mené ce travail. Les échantillons sont ensuite suivis pendant leur maturation qui dure 21 jours. Pour chaque type de beurre et chaque site, cinq images par jour correspondant à cinq champs visuels différents ont été acquises aux jours J0, J+1, J+7, J+14, J+21, où J0 est le jour de prélèvement du beurre. La procédure est répétée trois fois pour différentes épaisseurs de l'échantillon. Le grossissement du microscope est 400x (1 pixel \leftrightarrow 1.18 μ m). Nous avons ainsi disposé de 60 images de taille 1104x812 pixels par beurre et par site.

Sur les images obtenues (Fig. 1), on constate la présence de cristaux en forme de croix de Malte (plus clairs), et d'une masse grise informe, correspondant à de la matière non cristallisée, ou bien à des cristaux superposés. Les cristaux sont particulièrement visibles sur les images de beurre croissant. Suivant les types de beurre, les cristaux sont plus ou moins grands et nets, tandis que, suivant le jour de maturation, la cristallisation progressant, la surface informe diminue et les cristaux deviennent plus grands et moins nombreux.

En résumé, les échantillons de beurre se différencient par : le type de beurre utilisé, son degré de maturation et son lieu de production. Nous avons cherché à faire apparaître ces différences en appliquant certains outils fractals.²

¹Ecole Nationale d'Industrie Laitières et des Industries Agro-alimentaires. Site : <http://www.enilia.com>

²Tous ces outils sont disponibles dans la boîte à outils FRACLAB, téléchargeable à : <http://www.irccyn.ec-nantes.fr/irccyn/Projets/FracLab/FracLab.htm>

3 Présentation des outils fractals

3.1 Dimension de boîte

La dimension de boîte [2] est un paramètre fractal classique qui permet de caractériser la manière dont un objet remplit l'espace. Elle a été calculée sur des images en noir et blanc (Les images noir et blanc sont obtenues par seuillage sur les images en niveaux de gris. Voir explications au paragraphe 4.1). Pour l'obtenir, on calcule une suite $N(k)$ définie comme suit : Pour chaque k , on recouvre l'image d'un quadrillage de carrés de côté $1/2^k$, puis $N(k)$ est le nombre de carrés non vides (c.a.d. qui contiennent au moins un pixel blanc).

La dimension de boîte mesure la vitesse à laquelle $N(k)$ tend vers l'infini. Plus précisément, $N(k)$ est proportionnel à 2^{kd} , où d est la dimension recherchée.

Le but étant d'évaluer d , on trace $\log N(k)$ en fonction de $\log k$ puis on détermine un intervalle sur lequel ce tracé semble affine. d est la pente de la droite obtenue.

Précisons que le même type de calcul peut aussi caractériser l'image en niveau de gris (i. e. en 3D), mais que les résultats n'ont pas été concluants dans l'application présentée ici.

3.2 Dimension de régularisation

Une autre dimension fractionnaire, appelée "dimension de régularisation" [5], a donné des résultats intéressants. Celle-ci n'a pas été calculée sur l'image binarisée, mais sur l'image en niveaux de gris. Le but n'est donc plus de caractériser la manière dont certains pixels remplissent l'image, mais plutôt d'obtenir une information sur la régularité de sa texture.

Soit $I(x, y)$ l'image, où $I(x, y)$ est le niveau de gris du pixel (x, y) . I est lissée par convolution avec, par exemple, un noyau gaussien K_σ de variance σ . Notons I_σ l'image régularisée $I_\sigma = K_\sigma * I$. Supposons que I est si irrégulière que la surface $(x, y, I(x, y))$ de \mathbb{R}^3 a une aire infinie.

Les images I_σ sont telles que pour tout $\sigma > 0$, leurs surfaces $(x, y, I_\sigma(x, y))$ ont une aire finie S_σ . Quand σ tend vers 0, I_σ tend vers I et S_σ tend vers l'infini. La dimension de régularisation \dim_R mesure la vitesse de convergence de S_σ vers l'infini. Formellement : $\dim_R = 2 + \lim_{\sigma \rightarrow 0} \frac{\log(S_\sigma)}{-\log \sigma}$, quand la limite existe (une limite inférieure est évaluée dans le cas contraire).

De manière analogue à la dimension de boîte, la dimension de régularisation est estimée par une régression linéaire de $\log S_\sigma$ en fonction de $\log \sigma$.

3.3 Lacunarité

Deux images de même dimension fractionnaire peuvent différer énormément. La lacunarité [3] est un paramètre fractal du second ordre qui décrit la texture d'une image. De même que la dimension de régularisation, nous l'avons appliquée sur l'image en niveaux de gris.

La lacunarité évalue l'homogénéité de la répartition des intensités lumineuses. Si on suppose l'image totalement homogène, l'intensité lumineuse m présente dans une fenêtre de taille ϵ est la même pour toutes les fenêtres. La lacunarité décrit la "dispersion" des intensités lumineuses réellement présentes dans ces fenêtres de taille ϵ par rapport à m : $L = \langle (\frac{m'}{m} - 1)^2 \rangle$ où m' est l'intensité lumineuse observée dans la fenêtre

de taille ϵ . Les crochets désignent la moyenne sur les fenêtres de taille ϵ .

La lacunarité permet de mesurer la distribution de trous dans l'image : si celle-ci comporte de grands contrastes (à l'échelle ϵ), alors la lacunarité de l'image sera élevée. A l'inverse, si l'image est homogène, alors sa lacunarité sera faible.

3.4 Norme de Besov

Nous exposons le calcul en 1D pour plus de clarté. Soit X un signal dans $L^2(\mathbb{R})$ et c_{jk} ses coefficients d'ondelettes sur une base ayant une régularité suffisante (voir [5] pour plus de détails). Alors X appartient à l'espace de Besov $B_{p,q}^s$ si :

$$\|X\|_{B_{p,q}^s}^q = \sum_j \left[2^{j(s+1/2-1/p)} \left(\sum_k |c_{jk}|^p \right)^{1/p} \right]^q < \infty$$

Le paramètre s mesure la régularité du signal, et les paramètres p et q la manière de définir cette régularité.

4 Analyse et discussion

Sur les images, on observe des cristaux dont l'aspect varie avec le type de beurre et le stade de maturation. Les paramètres exposés dans la section 3 peuvent être interprétés comme reflétant certaines propriétés des cristaux telles que leur taille, leur densité, ou la quantité de matière non cristallisée.

Nous avons donc cherché à discriminer les différents groupes de beurres au moyen de paramètres fractals. L'intérêt de cette démarche est la suivante : un outil qui distingue les jours les uns des autres fournit un renseignement sur l'état de maturation du beurre, même en l'absence de modèle. De même, un outil qui distingue les beurres entre eux peut permettre de se rendre compte si un beurre n'est pas conforme à ce qu'on souhaite obtenir. Enfin, discriminer les sites de production peut permettre de mettre en évidence des variations de technologie ou de matières premières.

Chacun des paramètres précédemment exposés a été étudié dans le cadre de la séparation des beurres, des lieux de production et des jours de suivi. Nous présentons ici les résultats les plus concluants : chaque paramètre permettait de séparer au mieux certains groupes.

4.1 Evolution de la dimension de boîte avec la maturation

Avant de calculer cette grandeur, nous avons effectué un seuillage, le but étant d'obtenir des images où les pixels blancs correspondent à des cristaux, ces cristaux étant plus clairs que le fond. A cause du nombre d'images traitées, le seuil a dû être calculé automatiquement, ce qui est assez délicat : la luminosité moyenne et le contraste de l'image dépendent de l'éclairage lors de la photographie. Cet éclairage pouvant varier, il semble nécessaire que l'image binarisée dépende le moins possible de ces deux paramètres, c'est à dire qu'une variation de la luminosité ou du contraste de l'image en niveaux de gris ne modifie pas trop l'image binarisée. Une idée naturelle est alors de choisir le seuil comme la somme de la moyenne et d'un multiple de l'écart-type de la distribution des niveaux de gris.

Nous avons ainsi constaté qu'un seuil empirique fixé à la moyenne + 2 écarts-type permettait d'isoler assez bien la surface occupée par les cristaux. (Fig. 2) Nous avons vérifié sur

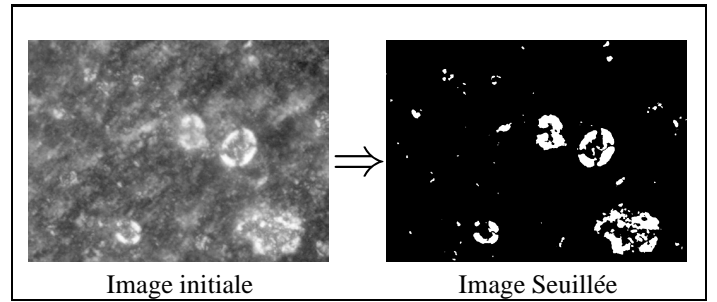
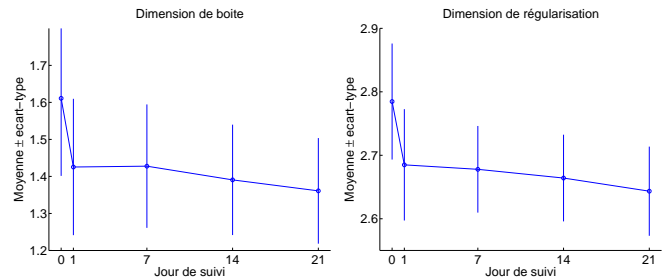


FIG. 2 – Exemple de seuillage



(a) Dimension de boîte du beurre croissant (b) Dimension de régularisation du beurre croissant

FIG. 3 – Evolution en fonction du jour

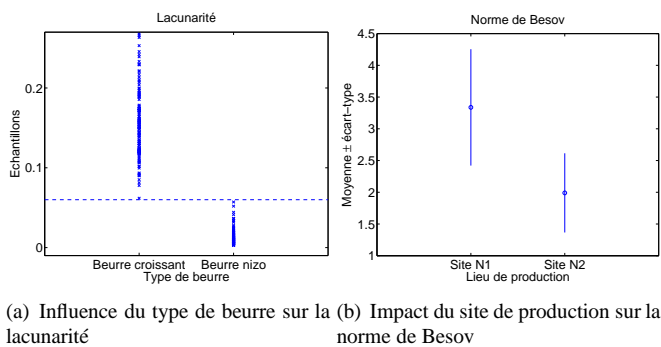
un grand nombre d'images que ce type de seuillage donnait des résultats satisfaisants.

Sur les images des premiers jours, les cristaux sont plutôt petits et uniformément distribués. Vue de loin, l'image peut apparaître comme entièrement remplie de cristaux. Quand les cristaux s'agrègent, leur surface augmente, mais il se trouve plus d'espace entre eux, et, à condition de regarder toujours l'image d'assez loin, ils apparaissent alors plus comme des "points".

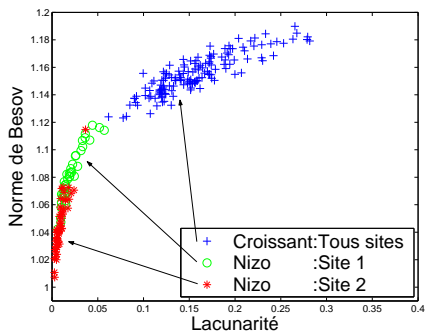
La dimension de boîte permet de distinguer ces changements. En simplifiant, si de petits cristaux sont répartis partout dans l'image, toutes les boîtes vont être pleines, donc $N(k)$ va évoluer comme 2^{2k} tandis que si on a juste quelques cristaux isolés dans l'image dont la taille reste inférieure à celle des boîtes, on aura toujours une boîte non vide par cristal et $N(k)$ sera constant, égal au nombre de cristaux. La situation réelle n'est pas aussi marquée, mais on a pu effectivement constater une tendance décroissante de cette grandeur avec le jour (Fig 3(a)). Précisons que les images analysées sont celles de beurres préparés dans des conditions industrielles. Les résultats sont représentatifs, chaque moyenne étant évaluée sur 180 images (pour les trois sites), malgré des barres d'erreur relativement fortes.

4.2 Evolution de la dimension de régularisation avec la maturation du beurre

Pendant la maturation du beurre, on observe la formation de nouveaux cristaux, l'agrégation de cristaux déjà existants et la diminution de la surface informe. Les cristaux étant une partie plutôt régulière de l'image, contrairement à la surface informe, l'irrégularité de l'image diminue au cours du temps. La dimension de régularisation doit donc diminuer avec la cristallisation du beurre. Les résultats sur le beurre croissant Fig. 3(b) montrent que la dimension de régularisation est bien corrélée avec la maturation du beurre, et décroît avec le temps. De même



(a) Influence du type de beurre sur la lacunarité (b) Impact du site de production sur la norme de Besov



(c) Représentation des beurres en fonction de la lacunarité et de la norme de Besov

FIG. 4 – Séparation du type de beurre et du site de production

que précédemment, les résultats sont représentatifs étant donné le grand nombre d’images analysées (180 par jour).

4.3 Séparation des types de beurre avec la lacunarité

La lacunarité, du fait qu’elle évalue l’homogénéité de la texture de l’image, permet de séparer les deux types de beurre : les images du beurre croissant présentent beaucoup de vides et ne sont pas homogènes, à cause de la présence de gros cristaux en forme de croix de Malte. En comparaison, les images du beurre Nizo sont beaucoup plus homogènes. Les valeurs de la lacunarité sont alors beaucoup plus faibles pour le beurre croissant que pour le beurre Nizo. La figure 4(a) montre que la lacunarité sépare parfaitement les deux types de beurre sur tous les échantillons (Environ 360 par type de beurre) et pour tous les sites. De plus, on constate que la concentration des échantillons est faible pour les valeurs de lacunarité proche de la valeur critique $L = 0.06$. La lacunarité apparaît donc comme réellement adaptée à la séparation du type de beurre.

4.4 Norme de Besov et site de production

La séparation des différents sites industriels a été effectuée en utilisant la norme de Besov des images dans des espaces de Besov bien choisis [1].

Le choix de ces espaces s’est effectué ainsi : Nous avons calculé la norme de Besov dans 45 espaces différents (pour $s = 0.3, 0.4, 0.5$; $p = 1, 2, 3$; $q = 1, 2, 3$) puis, après avoir constaté que ces normes formaient deux groupes de résultats à l’intérieur desquels les corrélations étaient très fortes, nous avons gardé un représentant du groupe qui permettait de discriminer au mieux les deux sites (Il s’agissait de la norme de Besov calculée pour $s = 0.5$; $p = 1$; $q = 1$).

Nous avons pu séparer les sites produisant le beurre Nizo (voir figure 4(b)), mais pas le beurre croissant. Les résultats se sont ainsi révélés complémentaires des résultats de pénétrométrie : avec des outils statistiques de type analyse en composantes principales sur les mesures classiques de pénétrométrie, il a été possible de séparer les sites de production du beurre croissant, mais pas ceux du beurre Nizo. Les normes de Besov se sont avérées également pertinentes en combinaison avec d’autres paramètres fractals. Ainsi, la figure 4(c) présente la classification par site et par type de beurre en fonction de la lacunarité et des normes de Besov ; ce critère combiné a permis de séparer avec succès à la fois le beurre croissant du beurre Nizo, et les beurres Nizo entre eux selon le site industriel où ils ont été fabriqués. Nous avons étudié différentes combinaisons de facteurs, mais c’est couplée à la lacunarité que la norme de Besov permet de discriminer au mieux les différents groupes. L’intérêt de cette séparation est par exemple de détecter les beurres qui ne seraient pas conformes à ce que l’on souhaite.

5 Conclusion

En conclusion, les techniques fractales semblent être bien adaptées pour évaluer la maturation des beurres Nizo et croissant, séparer ces deux types de beurre, et discriminer les sites industriels où sont produits les beurres Nizos. Contrairement aux méthodes de pénétrométrie, les résultats sont disponibles immédiatement ; nous pouvons ainsi quantifier le stade de cristallisation dès le premier jour de maturation. De plus, les techniques d’analyse d’images sont plus faciles à mettre en oeuvre.

Remerciements

Les auteurs remercient Franck Sobolewski et Sophie Breau, de l’ENILIA Surgères, pour les images de beurre et les discussions et commentaires précieux dont ils nous ont fait part.

Références

- [1] R.A. DeVore. Nonlinear approximation. *Acta Numerica*, pages 1–99, 1998.
- [2] Falconer K. *Fractal Geometry - Mathematical Foundations and applications*. John Wiley, second edition, 2003.
- [3] J. Levy Vehel. About lacunarity, some links between fractal and integral geometry and an application to texture segmentation. *ICCV*, 90 :380–384, 1990.
- [4] Alejandro G. Marangoni and Suresh S. Narine. Identifying key structural indicators of mechanical strength in networks of fat crystals. *Food Research International*, 35 :957–969, 2002.
- [5] F. Roueff and J. Lévy Véhel. A regularization approach to fractional dimension estimation. In *Fractals 98*, 1998.
- [6] W. D. Shih, W. Y. Shih, S.I. Kim, J. Liu, and I.A. Aksay. Scaling behavior of the elastic properties of colloidal gels. *Physical Review A*, 42(8) :4772–4779, 1990.
- [7] H. Wu and M. Morbidelli. A model relating structure of colloidal gels to their elastic properties. *Langmuir*, 17 :1030–1036, 2001.