



HAL
open science

Meat@ppli - application smartphone pour déterminer la teneur en gras de la viande bovine en temps réel

Normand Jérôme, Bruno Meunier, Benjamin Albouy-Kissi, Pierre Tisseur, Mohammed El Jabri, Muriel Bonnet

► To cite this version:

Normand Jérôme, Bruno Meunier, Benjamin Albouy-Kissi, Pierre Tisseur, Mohammed El Jabri, et al.. Meat@ppli - application smartphone pour déterminer la teneur en gras de la viande bovine en temps réel. Innovations Agronomiques, 2022, 85, pp.213-223. 10.17180/ciag-2022-vol85-art16 . hal-03764609

HAL Id: hal-03764609

<https://hal.inrae.fr/hal-03764609v1>

Submitted on 30 Aug 2022

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 - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Meat@ppli - application smartphone pour déterminer la teneur en gras de la viande bovine en temps réel

Normand J.¹, Meunier B.², Albouy-Kissi B.³, Tisseur P.³, El Jabri M.⁴, Bonnet M.²

¹ Institut de l'Élevage – Service Qualité des Carcasses et des Viandes, F-69007 Lyon

² INRAE, Université Clermont Auvergne, VetAgroSup – UMRH, F-63122 Saint-Genès-Champanelle

³ Université Clermont Auvergne, CNRS, Clermont Auvergne INP – Institut Pascal, F-63000 Clermont-Ferrand

⁴ Institut de l'Élevage – Service Data'Stat, F-75012 Paris

Correspondance : jerome.normand@idele.fr

Résumé

L'importance économique du gras est majeure dans la filière viande bovine. Il impacte tous les maillons de la filière : de l'éleveur au consommateur, en passant par l'abatteur-transformateur ou le distributeur. Or jusqu'à présent, aucun outil ne permettait de mesurer le gras dans la viande en temps réel, de façon fiable, économe et non destructive. Le projet Meat@ppli s'est attaché à prédire les teneurs en gras d'un morceau de viande à partir de sa photo, au stade de la carcasse comme à celui du morceau tranché, en se basant sur des techniques d'analyse d'image. Les résultats sont encourageants, avec des corrélations plus ou moins étroites avec les méthodes de références ($0,5 < r < 0,9$). Les modèles de prédiction ont été embarqués dans l'application Meat@ppli, développée pour la mesure du gras au stade de la carcasse. Elle est encore à l'état de preuve de concept mais à l'avenir, elle pourrait être utilisée par la filière pour orienter les carcasses vers les circuits de distribution les plus adaptés et pour réaliser du phénotypage massif en vue de la sélection des animaux de demain.

Mots-clés : persillé, composition de la côte, analyse d'image, réseau de neurones artificiels

Abstract : Meat@ppli: a smartphone application to predict fat content of beef

Fat has a major economic importance in the beef industry. It affects all the meat food chain steps: from the farmer to the consumer, through the slaughterer-processor or the distributor. At the beginning of the project, no tool was able to measure fat in meat in real time, in a reliable, economical and non-destructive way. The Meat@ppli project aimed to predict the fat content of beef from its photo, both at the carcass and sliced beef stage, based on image analysis methods. The results are encouraging, with correlations with reference methods varying from 0.5 to 0.9. The prediction models were embedded in the Meat@ppli application, developed for fat measurement at the carcass stage. It remains a proof-of-concept that, in the future, could be used by the beef industry to route carcasses to the most suitable distribution channels and to perform massive phenotyping for the selection of bovines with appropriate marbling.

Keywords: marbling, rib composition, computer image analysis, artificial neural network

Introduction

L'importance technico-économique du gras est majeure dans la filière viande bovine, tant pour l'éleveur qui est rémunéré en fonction de l'état d'engraissement de la carcasse, que pour l'abatteur-transformateur qui cherche à obtenir le meilleur rendement de découpe et qui doit donc orienter ses produits vers les circuits de valorisation les plus adaptés, ou pour le consommateur qui recherche une viande goûteuse

mais peu grasse. Or aujourd'hui, le pilotage du gras dans la viande bovine est difficile, notamment en raison de l'absence d'outil d'évaluation adapté, c'est-à-dire fiable, simple, rapide, non destructif, automatisable et peu coûteux. L'essor exponentiel des smartphones équipés d'imageurs de qualité et dotés de forte puissance de calcul a ouvert de formidables perspectives pour mesurer les gras sur une pièce de viande bovine. Des solutions d'imagerie utilisant des appareils photos et des environnements de prise de vue standardisés ont déjà été développées et appliquées pour évaluer le persillé (Gerrard *et al.*, 1996 ; Kuchida *et al.*, 2000 ; Nakahashi *et al.*, 2008 ; Chen et Qin, 2008 ; Jackman *et al.*, 2009) ou la composition des carcasses (Karnuah *et al.*, 2001 ; Nade *et al.*, 2007 ; Santos *et al.*, 2013) de races bovines très grasses classiquement élevées en Amérique ou en Asie. En revanche, des méthodes d'imagerie utilisant du matériel « léger » dans un environnement industriel n'ont jamais été testées pour estimer les gras des carcasses ou des viandes bovines plus maigres produites en Europe.

Dans ce contexte, de 2017 à 2021, le projet Meat@ppli avait pour objectif de mettre au point une application smartphone estimant la proportion de gras d'un morceau de viande à partir de sa photo, au stade de la carcasse comme à celui du morceau tranché. Les enjeux étaient (i) de développer une méthode d'analyse d'image entièrement automatique, basée sur une prise de vue de la pièce de viande capturée avec un smartphone dans des conditions faiblement standardisées et faiblement contrôlées, pour estimer la proportion de gras de la viande, (ii) de l'embarquer dans une application smartphone.

Piloté par l'Institut de l'Élevage, ce projet collaboratif associait les compétences complémentaires de deux partenaires scientifiques : l'Unité Mixte de Recherche sur les Herbivores (INRAE, Université Clermont Auvergne, VetAgroSup) et l'Institut Pascal (Unité Mixte de Recherche Université Clermont Auvergne, CNRS, Clermont Auvergne INP).

1. Matériel et méthodes

1.1 Estimation des gras à la coupe primaire des carcasses

Dans un premier temps, les travaux ont été focalisés sur la 6^{ème} côte, un morceau « composite » constitué de différents muscles dont le *longissimus thoracis* (LT – noix d'entrecôte) avec du gras intramusculaire (persillé) et du gras intermusculaire (marbré). Elle est un bon indicateur de l'état d'engraissement général de la carcasse. Elle est accessible à l'abattoir, à la coupe primaire de la carcasse. Elle est utilisée par les abatteurs pour objectiver l'orientation des carcasses vers les différents circuits commerciaux.

A partir d'un échantillon de carcasses de gros bovins, le travail s'est déroulé en plusieurs étapes (Figure 1) : acquisition des images, prélèvement des côtes et réalisation des mesures de référence, analyse des images suivant deux méthodes (semi-automatique et automatique en faisant appel à l'intelligence artificielle), définition de modèles de prédiction inclus au final dans l'application smartphone Meat@ppli.

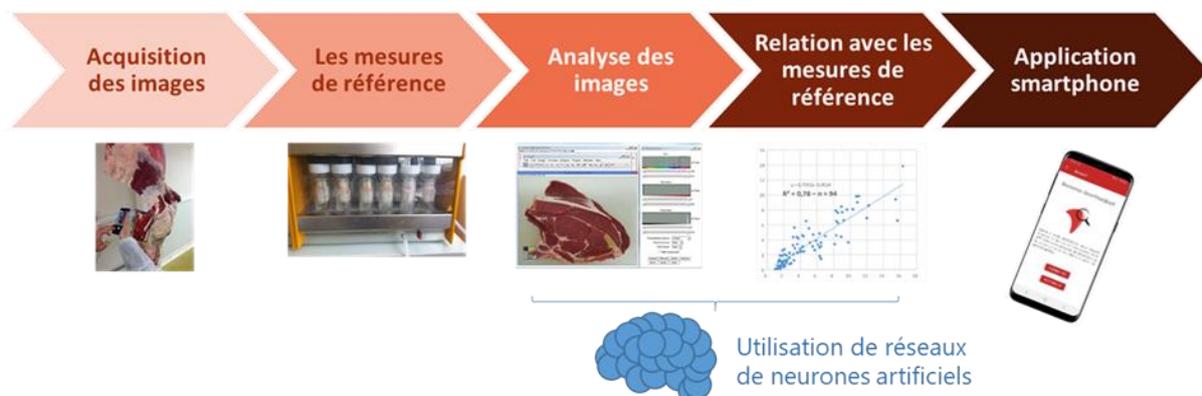


Figure 1 : D'une image de 6^{ème} côte de gros bovin à l'application smartphone Meat@ppli

1.1.1 Echantillonnage

Afin de disposer d'une bonne représentativité de la forme et de la surface des côtes bovines et de la variabilité biologique des quantités de persillé et marbré, 164 côtes ont été prélevées sur des jeunes bovins (7), des bœufs (6) et des vaches de réforme (79) de type lait, ainsi que sur des jeunes bovins (47), des bouvillons (18), des génisses (2) et des vaches de réforme (5) de type viande.

1.1.2 Acquisition des images

Différentes conditions de prise de vue ont été testées pour obtenir des images de qualité, avec un équipement simple, adapté à un environnement industriel. Jusqu'à 29 prises de la coupe transversale de chaque 6^{ème} côte ont été réalisées à l'aide d'un smartphone Samsung Galaxy S8 en faisant varier les paramètres suivants :

- L'éclairage, avec 3 modalités testées : (i) aucune source lumineuse supplémentaire, (ii) flash du smartphone activé, (iii) flash du smartphone activé et téléphone équipé d'une coque de protection sur laquelle étaient fixés orthogonalement deux polariseurs linéaires Edmund Optics® pour réduire la réflexion spéculaire ;
- L'utilisation d'une mire pour un calibrage géométrique de l'image avec 2 modalités testées : (i) une mire plastifiée de 5 x 5 cm², (ii) un cadre en résine de 13 cm x 16 cm ;
- La face et l'environnement de la côte, avec 4 modalités : (i) sur la carcasse, la face de la 5^{ème} côte orientée vers l'arrière (C5AR), (ii) sur table après prélèvement de la 6^{ème} côte, la face de la 6^{ème} côte orientée vers l'avant (C6AV), (iii) sur table après prélèvement de la 6^{ème} côte, la face de la 6^{ème} côte orientée vers l'arrière (C6AR), (iv) sur la carcasse, la face de la 7^{ème} côte orientée vers l'avant (C7AV).

1.1.3 Détermination des mesures de référence

Une fois photographiée, chaque côte a été pesée puis a fait l'objet d'une dissection bouchère visant à séparer les gras intermusculaires, le gras sous-cutané, le muscle *longissimus thoracis*, les autres muscles, les os et les déchets (cartilage, ligaments...). Chacun de ces éléments a été pesé afin de calculer différents ratios : poids des gras totaux / poids de la côte, poids des muscles / poids de la côte, poids des gras intermusculaires / poids de la côte, poids des gras intermusculaires / poids des muscles. La quantité de gras intramusculaire du muscle LT a été déterminée par analyse chimique, après broyage. Deux méthodes d'analyse chimique ont été utilisées, la méthode de Soxhlet après hydrolyse acide (norme NF V 04-402 de janvier 1968) et la méthode de Folch *et al.* (1957). Elles ont été utilisées en double sur 48 échantillons. Les résultats obtenus avec ces deux méthodes étant très fortement corrélés ($R^2 = 0,97$), des équations de correspondance entre les méthodes ont été établies. La calibration et la validation de la méthode d'analyse d'image semi-automatique ont été effectuées uniquement avec les 130 échantillons dosés avec la méthode de Soxhlet. Pour la méthode d'analyse d'image automatique, l'ensemble des échantillons a été utilisé, après application de l'équation de correspondance de la méthode de Folch vers la méthode de Soxhlet pour 34 échantillons.

1.1.4 Analyse des images

Une première approche d'analyse d'image semi-automatique a été développée en langage macro à l'aide du logiciel de traitement d'image open source ImageJ v1.52i. Cette méthode a été décrite en détail par Meunier *et al.* (2021). Elle s'appuie sur un pointage manuel de la mire pour une correction des effets de perspective et un calibrage géométrique de l'image, puis sur un détournement standardisé de la côte et du muscle LT par un opérateur entraîné. La segmentation des gras et des muscles est réalisée par seuillage automatique suivant la méthode de Li (Li et Tam, 1998) pour détecter : le gras intramusculaire dans le LT, le gras intermusculaire dans une zone de 25 % autour de la noix d'entrecôte, les gras totaux dans la côte et les gras intermusculaires et sous-cutanés adjacents au muscle *trapezius thoracis*. Au final, 17 caractéristiques sont calculées à partir d'une image, principalement sous forme de proportions de surface.

L'étude des corrélations entre les mesures de référence et les paramètres issus de l'analyse semi-automatique des images a été réalisée pour 130 côtes pour lesquelles un ensemble de données homogènes était disponible. Par ailleurs, en s'appuyant sur 3 méthodes de machine learning (Sparse Partial Least Square (SPLS), Random Forrest et une combinaison associant le clustering de variables et la régression linéaire multiple), des modèles de prédiction des mesures de références ont été développés à partir des caractéristiques des animaux (type d'animal, âge à l'abattage, poids de carcasse) et des 17 caractéristiques issues de l'analyse d'image.

Une deuxième approche d'analyse d'image entièrement automatique a été réalisée en utilisant l'intelligence artificielle. A partir des 3560 images issues des 164 côtes prélevées, des données de références et de la segmentation des images issues de la méthode semi-automatique, plusieurs réseaux de neurones artificiels ont été entraînés dans une stratégie en deux étapes. La première visait à segmenter les zones de l'image à analyser, avec un réseau de neurones dédié à la séparation de la côte dans l'image et un second réseau de neurones entraîné sur la séparation de la noix d'entrecôte dans la côte. La deuxième étape était centrée sur l'analyse du taux de matière grasse dans la zone d'intérêt, avec un réseau de neurones entraîné pour la détermination du gras total dans la côte et un autre pour la détermination du taux de lipides intramusculaires (persillé) dans la noix d'entrecôte.

1.1.5 Réalisation d'une application smartphone

Meat@ppli, une application Android native, a été développée en langages Kotlin et Python. Elle vise à estimer en temps réel la teneur en gras de la 6^{ème} côte d'une carcasse de gros bovin à partir de sa photo acquise directement dans l'application. Pour cela, les différents modèles d'analyse d'image obtenus en fin d'apprentissage des réseaux de neurones ont été intégrés dans l'application en utilisant la bibliothèque de développement TensorFlow Lite. L'ensemble des analyses est enregistré dans un historique au sein de l'application, permettant ainsi une récupération des données pour de futurs traitements.

1.2 Estimation des gras sur viandes piécées

Dans un deuxième temps, la même démarche d'acquisition d'images, de réalisation de mesures de référence et d'analyse des images a été appliquée à des viandes piécées, c'est-à-dire à des muscles tranchés (des steaks) ou des morceaux composites avec différents muscles et des gras intermusculaires (entrecôte...).

1.2.1 Echantillonnage

Le travail a été effectué sur un ensemble de 244 échantillons de viandes piécées, visant à couvrir une large gamme de teneur en lipides ainsi qu'une diversité d'aspect visuel (type de morceau, sens de tranchage, niveau de parage...). Ainsi, 124 échantillons ont été collectés en rayon libre-service de supermarchés, sans identification systématique du type de muscle ou de l'animal d'origine, dont 11 morceaux composites (entrecôte, basse-côte), 29 muscles fibreux tranchés (hampe, onglet, bavette de flanchet, bavette d'aloiau) et 84 autres muscles tranchés (faux-filet, rumsteck, filet, paleron, steak 1 étoile, steak 2 étoiles et steak 3 étoiles). Par ailleurs, 120 échantillons provenaient de 4 muscles (*longissimus thoracis*, *diaphragma* (hampe), *semitendinosus* (rond de gîte), *rectus abdominis* (bavette de flanchet)) prélevés sur 10 jeunes bovins de chacun des 3 types génétiques suivants : Salers, Charolaise x Salers ou Angus x Salers.

1.2.2 Acquisition des images

Comme pour le travail sur la 6^{ème} côte, différentes conditions de prise de vue ont été testées pour obtenir des images de qualité. Jusqu'à 36 prises de vue de chaque échantillon ont été réalisées à l'aide d'un smartphone Samsung Galaxy S8, en faisant varier les paramètres suivants :

- L'éclairage, avec 2 modalités testées : (i) aucune source lumineuse supplémentaire, (ii) flash du smartphone activé et téléphone équipé de filtres polarisants ;
- L'environnement de l'échantillon avec 3 modalités testées : (i) l'échantillon placé sur une planche à découper verte, (ii) l'échantillon placé dans une barquette blanche, (iii) l'échantillon placé dans une barquette blanche recouverte d'un film étirable ;
- La distance par rapport à l'échantillon, avec 3 modalités : (i) 15 cm, (ii) 25 cm, (iii) 35 cm ;
- La face de l'échantillon, avec 2 modalités : (i) face A, (ii) face B.

Une mire plastifiée de 5 x 5 cm² était systématiquement placée à côté de l'échantillon pour un calibrage géométrique de l'image.

1.2.3 Détermination de la teneur en lipides de référence

Une fois photographié, chaque échantillon était intégralement broyé, sans parage préalable. La teneur en lipides totaux de chacun des broyats a été déterminée par la méthode de Soxhlet, après hydrolyse acide (norme NF V 04-402 de janvier 1968).

1.2.4 Analyse des images

Comme pour la 6^{ème} côte, une analyse d'image semi-automatique a été développée en langage macro à l'aide du logiciel de traitement d'image open source ImageJ v1.52i. Elle comportait les étapes suivantes : (i) détection de la mire, (ii) détection du morceau, (iii) détection du gras dans l'ensemble du morceau en fixant manuellement la limite de seuillage entre gras et muscle, (iv) validation de la segmentation entre le gras et le muscle réalisée par seuillage automatique suivant les méthodes de Li (Li et Tam, 1998), d'Otsu (1979) ou suivant le principe d'entropie maximale (Max Entropy). Au final, 9 caractéristiques principales sont calculées à partir d'une image, essentiellement sous forme de proportions de surface. Les corrélations entre la teneur en lipides de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image ont ensuite été étudiées.

2. Principaux résultats du projet

2.1 Estimation des gras à la coupe primaire des carcasses

2.1.1 Un dispositif d'acquisition d'image simple

Parmi les différentes conditions d'acquisition d'image testées, celle qui a produit une qualité d'image optimale (image RVB de 4032 x 3024 pixels, enregistrée au format JPEG, pour une résolution d'environ 100 µm/pixel), tout en restant simple et adaptée à un environnement industriel était constituée :

- Du smartphone Samsung Galaxy S8, en utilisant les paramètres par défaut, à l'exception du flash toujours actif,
- De la coque de protection équipée des filtres polarisants,
- De la mire plastifiée de 5 x 5 cm². L'utilisation de la mire n'a toutefois pas apporté d'avantage significatif lors de l'analyse d'image via les réseaux de neurones artificiels. L'usage de la mire n'est donc pas nécessaire lors de l'utilisation de l'application Meat@ppli.

La qualité de la coupe de la côte reste primordiale en matière d'analyse d'image. La coupe doit être plane (absence de « fausse-coupe », de cartilage...), parfaitement propre (absence de sciure d'os...) et fraîche avec une viande réoxygénée. La qualité de la coupe prime sur la face et l'environnement de la côte et explique en grande partie les différences observées entre les images C5AR et C6AR.

2.1.2 Un échantillon de 6^{èmes} côtes avec une forte variabilité de teneurs en gras

Les carcasses de gros bovins ont été sélectionnées pour disposer d'une large distribution de teneurs en gras intra et intermusculaires, avec des côtes très maigres et des côtes très grasses. Au final, la teneur

moyenne en lipides intramusculaires dans le muscle *longissimus thoracis* était de 5,6 % (Tableau 1), avec à la fois des muscles très maigres (1 %) et très gras (17,2 % – Figure 2). Les pourcentages de gras totaux, de gras intermusculaires et de muscles dans la côte étaient en moyenne de respectivement, 12,2, 8,7 et 67,1 % (Tableau 1 et Figure 2).

Tableau 1 : Statistiques descriptives des mesures de référence effectuées sur les 164 6^{èmes} côtes de l'étude

	Moyenne ± Ecart-type	Mini – Maxi
Lipides intramusculaires du LT (%)	5,6 ± 3,7	1,0 – 17,6
Poids gras totaux / Poids côte (%)	12,2 ± 4,5	2,1 – 24,5
Poids muscles / Poids côte (%)	67,1 ± 4,7	55,2 – 79,4
Poids gras intermusculaires / Poids côte (%)*	8,7 ± 3,9	0,9 – 17,8
Poids gras intermusculaires / Poids muscles (%)*	11,7 ± 5,1	1,2 – 24,4

*Mesure effectuée sur 130 côtes seulement.

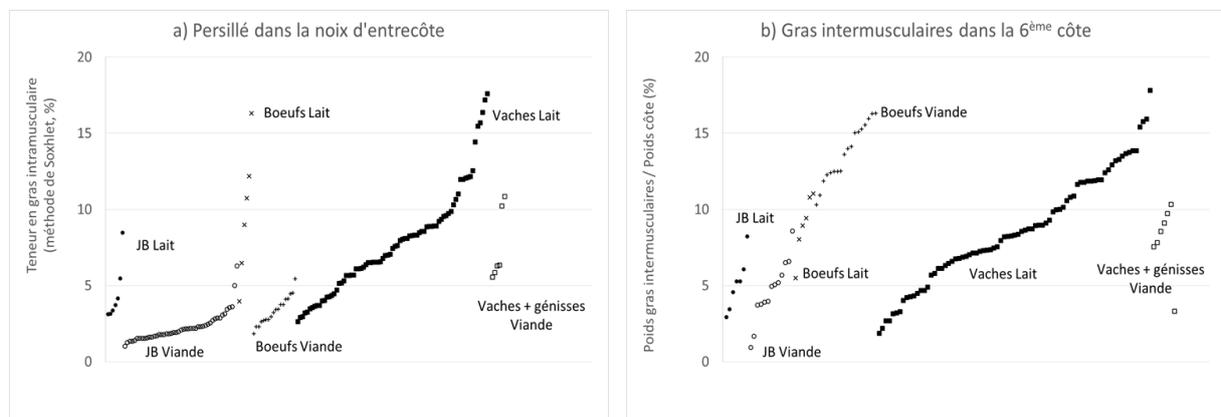


Figure 2 : Distributions a) des teneurs en lipides intramusculaires dans le muscle *longissimus thoracis* et b) des teneurs en gras intermusculaires dans la 6^{ème} côte

2.1.3 De bonnes corrélations entre mesures de références et paramètres issus de l'analyse d'image semi-automatique

L'analyse des images réalisée de façon semi-automatique à l'aide des algorithmes développés sur ImageJ nécessite 4 à 5 minutes par prise de vue pour un opérateur entraîné. Les valeurs moyennes des principaux paramètres issus de l'analyse semi-automatique des images C5AR et C6AR des 130 6^{èmes} côtes sont présentées dans le Tableau 2 (Meunier *et al.*, 2021). Elles sont du même ordre de grandeur pour les deux types d'image, hormis la surface du LT, logiquement plus faible dans les images C5AR que dans les images C6AR, conformément à l'anatomie du muscle.

Quelle que soit la face des côtes (C5AR ou C6AR), les corrélations entre les mesures de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image étaient bonnes et du même ordre de grandeur. Pour les images C5AR, les coefficients de corrélation entre la teneur en lipides intramusculaires du LT et les différents ratios « surface gras / surface noix d'entrecôte » allaient de $r = 0,76$ à $r = 0,79$. Ils étaient un peu plus élevés pour les images C6AR : de 0,85 à 0,87 (Figure 3). Pour les gras intermusculaires, les relations étaient un peu moins étroites, avec des coefficients de corrélation entre le ratio « poids gras totaux / poids côte » et les ratios « surface gras / surface 25 % autour noix d'entrecôte » qui variaient de respectivement 0,50 à 0,54 et de 0,65 à 0,67 pour les images C5AR et C6AR (Figure 3). Sur les images C6AR, ce

coefficient de corrélation atteignaient 0,85 lorsque seuls les 112 bovins issus de races pures (lait ou viande) étaient considérés (exclusion de 18 bovins croisés Angus x Salers, avec une anatomie de dépôt des gras intermusculaires divergente de celle des races pures).

Tableau 2 : Moyenne et écart-type des principaux paramètres issus de l'analyse semi-automatique des images C5AR et C6AR de 130 6èmes côtes

	C5AR	C6AR
Surface côte (cm ²)	177,2 ± 28,7	179,6 ± 31,5
Surface noix d'entrecôte (cm ²)	31,3 ± 7,1	38,0 ± 9,1
Surface gras / Surface noix d'entrecôte (%)	4,5 ± 2,9	4,9 ± 3,7
Surface gras / Surface 25 % autour noix d'entrecôte (%)	18,5 ± 6,5	18,3 ± 6,3
Surface gras / Surface côte (%)	23,1 ± 6,1	25,5 ± 6,5
Surface moyenne des particules de persillé (mm ²)	1,6 ± 0,9	1,9 ± 1,1
Périmètre moyen des particules de persillé (mm)	4,4 ± 1,3	4,8 ± 1,4
Nombre de particules de persillé	90,8 ± 49,6	93,5 ± 53,9

C5AR : image de la face de la 5^{ème} côte orientée vers l'arrière, prise sur la carcasse – C6AR : image la face de la 6^{ème} côte orientée vers l'arrière, prise sur table après prélèvement de la côte.

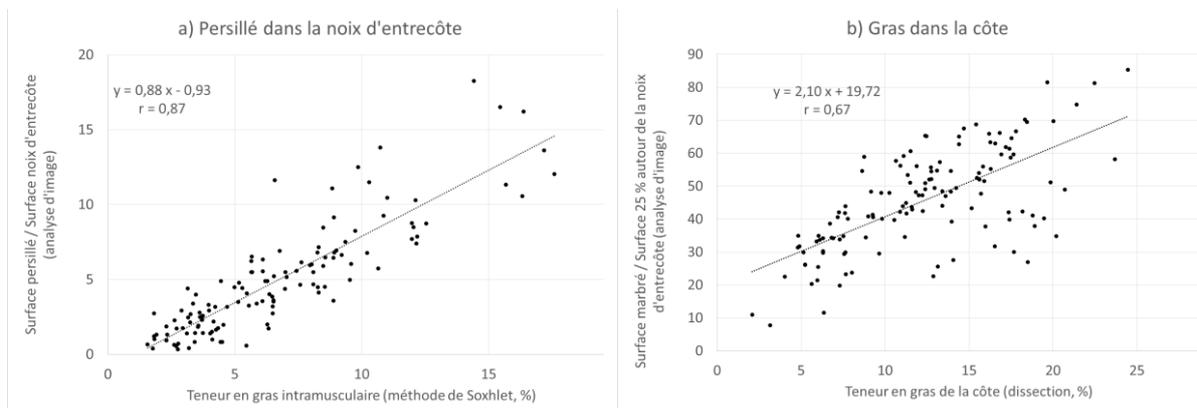


Figure 3 : Corrélations entre les mesures de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image semi-automatique, a) persillé dans la noix d'entrecôte, b) gras dans la côte pour les images C6AR

A partir des différents modèles faisant intervenir les données relatives à l'animal et les 17 caractéristiques issues de l'analyse d'image, la teneur en lipides intramusculaires du LT et la composition de la 6^{ème} côte ont été très bien prédites (Meunier *et al.*, 2021). Pour la teneur en lipides intramusculaires du LT, les meilleures prédictions ont été obtenues par SPLS, avec des valeurs de R², RPD (Residual Prediction Deviation) et RMSEP (Root Mean Square Error of Prediction) de respectivement, 0,77, 2,06 et 1,44 % pour les images C5AR et 0,90, 3,14 et 0,92 % pour les images C6AR. S'agissant de la composition des côtes à partir des images C5AR, la méthode Random Forrest a fourni les meilleures prédictions avec des R² variant de 0,72 à 0,75, des RPD variant de 1,87 à 1,98 et des RMSEP variant de 2,05 à 2,71 pour les différents ratios prédits. A partir des images C6AR, les prédictions de la composition des côtes par SPLS étaient encore meilleures, avec des R² allant de 0,71 à 0,86, des RPD de 1,85 à 2,68 et des RMSEP de 1,52 à 2,12 %.

2.1.4 De bonnes corrélations entre mesures de référence et valeurs prédites par les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones ont prédit deux paramètres, la teneur en gras intramusculaire dans la noix d'entrecôte et le taux de gras total dans la côte, avec des valeurs moyennes respectives de 2,9 et 20,6 %. Les corrélations entre les mesures de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image étaient bonnes et un peu supérieures à celles obtenues avec l'analyse d'image semi-automatique. Les coefficients de corrélation étaient respectivement de 0,91 et 0,79 pour la prédiction du persillé et du gras dans la côte (Figure 4).

2.1.5 L'application Meat@ppli

L'application Meat@ppli a été développée en intégrant les algorithmes issus des réseaux de neurones artificiels. De façon simplifiée, elle fonctionne de la façon suivante : l'écran d'accueil de l'application propose de commencer une nouvelle analyse en réalisant une prise de vue de la coupe d'une carcasse, entre la 5^{ème} et la 6^{ème} côte. L'image capturée est alors affichée et soumise à validation pour poursuivre l'analyse. A partir de l'image sélectionnée, en moins de 10 secondes, l'application calcule les différents teneurs en gras. Elle affiche en surbrillance les contours de la noix d'entrecôte et de la côte entière afin de s'assurer de la bonne interprétation de l'image. Il est possible d'ajouter plusieurs images de la même carcasse pour obtenir la médiane des teneurs en gras mesurées. Deux résultats sont affichés par l'application : le pourcentage de gras intramusculaire dans la noix d'entrecôte et le pourcentage de gras dans l'ensemble de la côte. Le pourcentage de gras intramusculaire est également traduit sous la forme d'une classe de persillé correspondant à l'une des 6 classes de la grille de notation Interbev par le biais d'une simple correspondance entre la teneur en lipides et les 6 classes de la grille. Une vidéo¹ de démonstration de l'application a été réalisée.

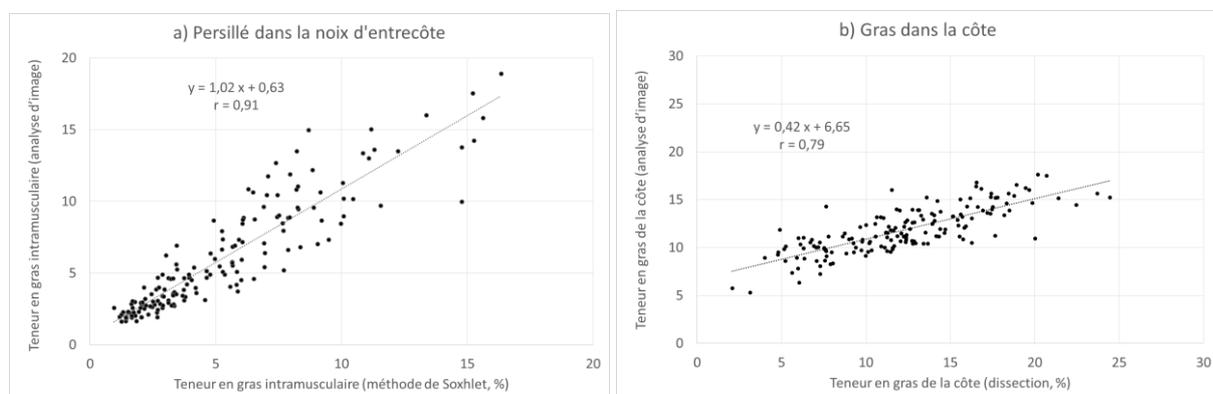


Figure 4 : Corrélations entre les mesures de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image automatique par réseau de neurones, a) persillé dans la noix d'entrecôte, b) gras dans la côte

2.2 Estimation des gras sur viandes piécées

2.2.1 Un dispositif d'acquisition d'image proche de celui de la 6^{ème} côte

Dans la prolongation de ce qui a été fait pour la 6^{ème} côte, la prise de vue des viandes piécées avec un smartphone Samsung Galaxy S8, équipé de filtres polarisants, avec le flash toujours activé et l'échantillon placé sur une planche à découper verte, ont produit une qualité d'image optimale pour l'analyse.

2.2.2 De 0,5 à 30 % de lipides suivant les morceaux

Conformément à l'objectif, la sélection des échantillons de morceaux piécés a permis de disposer d'une large gamme de teneurs en lipides, allant de 0,5 à 30,4 %, pour une teneur moyenne de $4,6 \pm 4,1$ %.

¹ Consultable sur Vimeo : <https://vimeo.com/571657120>

Dans le détail, les morceaux provenant de la collecte en supermarchés présentaient des teneurs moyennes en lipides de respectivement, $15,3 \pm 7,6$, $8,3 \pm 3,8$ et $4,8 \pm 3,6$ % pour les morceaux composites, les muscles fibreux tranchés et les autres muscles tranchés. Les muscles issus des jeunes bovins Salers et croisés Salers étaient logiquement assez maigres, avec des teneurs moyennes de respectivement, $4,8 \pm 1,2$, $2,9 \pm 1,9$, $2,7 \pm 1,3$ et $1,2 \pm 0,4$ %, pour les muscles *diaphragma*, *longissimus thoracis*, *rectus abdominis*, et *semitendinosus*.

2.2.3 Un fort impact des teneurs en lipides les plus élevées sur les corrélations avec les paramètres issus de l'analyse d'image

L'analyse des images réalisée de façon semi-automatique à l'aide des algorithmes développés sur ImageJ nécessite 1 à 2 minutes par prise de vue pour un opérateur entraîné. Les valeurs moyennes des principaux paramètres issus de cette analyse ont été calculées (Tableau 3).

Tableau 3 : Moyenne et écart-type des principaux paramètres issus de l'analyse semi-automatique des images des 244 viandes piécées

	Face A
Surface morceau (cm ²)	127,0 ± 34,1
Surface gras méthode manuelle / Surface morceau (%)	6,0 ± 5,3
Surface gras méthode Li / Surface morceau (%)	24,3 ± 14,9
Surface gras méthode Otsu / Surface morceau (%)	16,9 ± 14,4
Surface gras méthode Max Entropy / Surface morceau (%)	6,3 ± 5,2

Les meilleures corrélations entre les teneurs en lipides de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image ont été obtenues avec les méthodes de segmentation muscle / gras manuelle ($r = 0,82$ – Figure 5) ou utilisant le principe d'entropie maximale ($r = 0,84$). La méthode de segmentation de Li qui a produit de bons résultats sur la 6^{ème} côte ne fonctionne pas pour les viandes piécées : une forte proportion de morceaux maigres est mal segmentée et conduit probablement à une forte surévaluation des teneurs en gras par analyse d'image ($r = 0,26$). Il en est de même avec la méthode de segmentation d'Otsu ($r = 0,14$). Les particules de gras sont sans doute trop petites ou pas assez blanches pour réaliser une bonne segmentation avec ces méthodes.

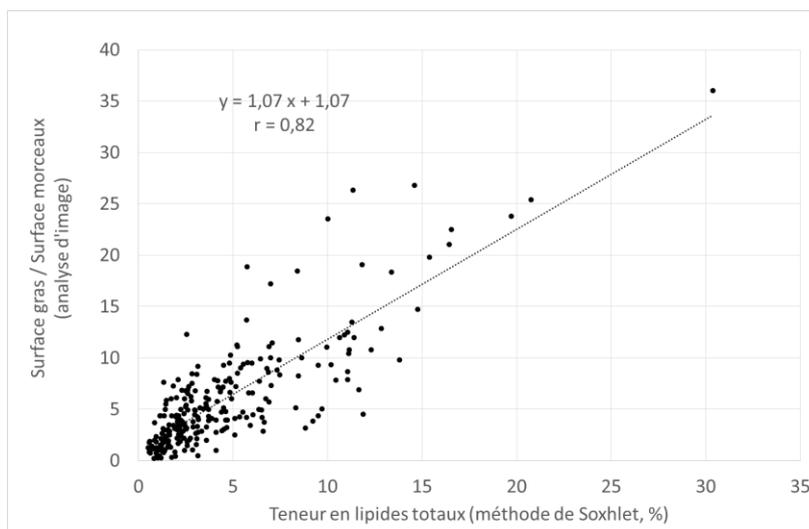


Figure 5 : Corrélations entre la teneur en lipides de référence et les paramètres issus de l'analyse d'image des 244 viandes piécées, en fixant manuellement la limite de seuillage entre gras et muscle

En analysant les corrélations plus finement en fonction des morceaux, elles semblent d'autant plus étroites que les viandes sont plus grasses. Ainsi, les corrélations entre les teneurs en lipides et l'analyse des images calculées pour les viandes collectées en supermarchés (teneur en lipides moyenne de 6,3 %) étaient supérieures ($r = 0,84$) à celles calculées sur les muscles issus des jeunes bovins Salers et croisés Salers (teneur en lipides de 2,8 % – $0,60 < r < 0,63$). La corrélation est même très étroite ($r > 0,97$) lorsqu'elle est calculée uniquement pour les morceaux composites ($n = 11$).

Au final, les résultats obtenus à partir de l'analyse semi-automatique des images des viandes piécées sont un peu inférieurs à ceux obtenus pour la prédiction des teneurs en persillé des 6^{èmes} côtes. Ils n'ont pas été jugés suffisamment probants pour développer une méthode d'analyse d'image entièrement automatisée, qui puisse être incluse dans l'application Meat@ppli. Ils mériteraient cependant d'être complétés par l'inclusion d'autres échantillons pour bien prendre en compte la grande hétérogénéité des typologies des viandes piécées et des teneurs en lipides, avant d'exclure l'intérêt d'une implémentation de Meat@appli avec un module « viande piécée ».

Conclusion

Le projet Meat@ppli a abouti à une preuve de concept réussie pour mesurer le gras dans la viande bovine par analyse d'image. Un dispositif de prise de vue simple – un smartphone équipé de filtres polarisants – a été mis au point pour obtenir des images de bonne qualité dans un environnement peu contrôlé. Des algorithmes d'analyse d'image semi-automatique – à l'aide du logiciel de traitement d'image ImageJ – et automatique – par réseaux de neurones artificiels – ont été développés. Les corrélations entre les données issues de ces algorithmes et les mesures de références étaient relativement étroites, avec des coefficients de corrélation variant de 0,76 à 0,91 pour la prédiction de la teneur en gras intramusculaire de la noix de la 6^{ème} côte, de 0,82 à 0,84 pour la prédiction du gras total d'une viande piécée et de 0,50 à 0,85 pour la prédiction des gras totaux de la 6^{ème} côte. Au final, les algorithmes d'analyse d'image automatique ont été intégrés dans l'application Meat@ppli qui estime en temps réel la teneur en gras de la 6^{ème} côte d'une carcasse de gros bovin à partir de sa photo. L'ensemble de ces résultats a été largement diffusé auprès de la profession et de la recherche au travers différents livrables et interventions disponibles en accès libre sur le site internet du projet².

Les résultats du projet Meat@ppli sont très encourageants, notamment pour l'appréciation du gras au niveau de la 6^{ème} côte des carcasses. Cependant, l'application Meat@ppli est encore au stade de la preuve de concept et des améliorations sont encore possibles. Les modèles de prédiction peuvent sans doute être encore affinés en augmentant le nombre de données dans la base de calibration. De plus l'adaptation de l'application à une utilisation en routine dans un contexte industriel reste à faire : identification automatique des carcasses, protection et nettoyabilité du smartphone... Pour la prédiction de la teneur en lipides des viandes piécées, un travail complémentaire sur les méthodes d'analyse d'image serait probablement nécessaire pour améliorer la fiabilité des prédictions, particulièrement pour les viandes les plus maigres.

Les résultats du projet Meat@ppli ouvrent différentes perspectives pour la filière viande bovine. L'application Meat@ppli est un outil qui pourra être utilisé par la filière bovine pour objectiver l'évaluation du gras à la coupe primaire des carcasses et trier celles-ci en fonction des exigences des différents circuits commerciaux. Par ailleurs, s'agissant d'un outil de mesure rapide, économe et non destructif, il pourra être utilisé à grande échelle pour réaliser du phénotypage haut-débit sur le gras dans la viande bovine. Cet outil serait une innovation forte pour le pilotage de la qualité finale des viandes et pour la sélection des animaux de demain.

² <https://idele.fr/meatappli/>

Références bibliographiques

- Chen K., Qin C., 2008. Segmentation of beef marbling based on vision threshold. *Comput. Electron. Agr.*, 62, 223-230.
- Folch J., Lees M., Stanley G.H.S., 1957. A simple method for the isolation and purification of total lipids from animal tissues. *J. Biol. Chem.*, 226, 497-509.
- Gerrard D.E., Gao X., Tan J. 1996. Beef marbling and color score determination by image processing. *J. Food Sci.*, 61, 145-148.
- Jackman P., Sun D.W., Allen P., 2009. Automatic segmentation of beef *longissimus dorsi* muscle and marbling by an adaptable algorithm. *Meat Sci.*, 83, 187-194.
- Karnuah A.B., Moriya K., Nakanishi N., Nade T., Mitsuhashi T., Sasaki Y., 2001. Computer image analysis for prediction of carcass composition from cross-sections of Japanese Black steers. *J. Anim. Sci.*, 79, 2851-2856.
- Kuchida K., Kono S., Konishi K., Van Vleck L.D., Suzuki M., Miyoshi S., 2000. Prediction of crude fat content of *longissimus* muscle of beef using the ratio of fat area calculated from computer image analysis: Comparison of regression equations for prediction using different input devices at different stations. *J. Anim. Sci.*, 78, 799-803.
- Li C.H., Tam P.K.S., 1998. An iterative algorithm for minimum cross entropy thresholding. *Pattern Recognition Letters*, 19, 771-776.
- Meunier B., Normand J., Albouy-Kissi B., Micol D., El Jabri M., Bonnet M., 2021. An open-access computer image analysis (CIA) method to predict meat and fat content from an android smartphone-derived picture of the bovine 5th-6th rib. *Methods*, 186, 79-89.
- Nade T., Saburi J.I., Abe T., Nakagawa T., Okumura T., Misumi S., Saito K., Kawamura T., Fujita K., 2007. Estimation of the carcass composition from a cross-section of the rib-loin from crossbred Japanese Black x Limousin F2 cattle by computer image analysis. *Anim. Sci. J.*, 78, 567-574.
- Nakahashi Y., Maruyama S., Seki S., Hidaka S., Kuchida K., 2008. Relationships between monounsaturated fatty acids of marbling flecks and image analysis traits in *longissimus* muscle for Japanese Black steers. *J. Anim. Sci.*, 86, 3551-3556.
- Otsu N., 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 9, 62-66.
- Santos R., Pena F., Juarez M., Aviles C., Horcada A., Molina A., 2013. Use of image analysis of cross-sectional cuts to estimate the composition of the 10th-11th-12th rib-cut of European lean beef bulls. *Meat Sci.*, 94, 312-319.

Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY-NC-ND 3.0)



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/fr/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue « Innovations Agronomiques », la date de sa publication, et son URL)