



HAL
open science

HYPER-SCAN - Développer des technologies innovantes de tri des pièces de découpe de porc

Gérard Daumas, Antoine Vautier, Ronan Le Page, Mathieu Monziols, Thierry Lhommeau, Luiz Poffo, Bénédicte Le Bret, Jean-Marc Goujon, David Causeur

► **To cite this version:**

Gérard Daumas, Antoine Vautier, Ronan Le Page, Mathieu Monziols, Thierry Lhommeau, et al.. HYPER-SCAN - Développer des technologies innovantes de tri des pièces de découpe de porc. Innovations Agronomiques, 2022, 85, pp.185-197. 10.17180/ciag-2022-vol85-art14 . hal-03592219

HAL Id: hal-03592219

<https://hal.inrae.fr/hal-03592219v1>

Submitted on 1 Mar 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

HYPER-SCAN - Développer des technologies innovantes de tri des pièces de découpe de porc

**Daumas G.¹, Vautier A.¹, Le Page R.², Monziols M.¹, Lhommeau T.¹, Poffo L.², Lebret B.³,
Goujon J.M.², Causeur D.⁴
Avec la collaboration de Noël M.⁴**

¹ IFIP-Institut du porc, La Motte au Vicomte, BP 35104, F-35651 Le Rheu Cedex

² ENSSAT, CNRS UMR 6082 Foton, 6 rue de Kerampont, F-22300 Lannion

³ PEGASE, INRAE, Institut Agro, F-35590 Saint-Gilles

⁴ Agrocampus Ouest, Irmar, UMR 6625 CNRS, 65 rue de St-Brieuc, CS 84215, F-35042 Rennes Cedex

Correspondance : gerard.daumas@ifip.asso.fr

Résumé

Le tri des pièces de découpe du porc repose sur leur composition tissulaire et leur qualité de viande. Mais il est essentiellement manuel et d'une précision limitée. Un scanner à induction magnétique a été testé dans le projet HYPER-SCAN sur 80 poitrines et 100 jambons. 88% des poitrines ont été bien classées dans les 4 classes commerciales. La teneur en muscle du jambon a été prédite avec un R^2 de 0,64. La tomographie à rayons X a permis de montrer que 3 ou 4 sites de mesure sont suffisants pour prédire précisément la composition des jambons, poitrines et longes ($R^2 > 0,90$). Un prototype d'imageur hyperspectral a été développé pour qualifier la qualité de viande de la longe. Le pH ultime a été le critère le mieux prédit ($R^2 = 0,65$). Les prédictions de l'exsudat, de la teneur en lipides intramusculaires et du rendement technologique se sont avérées satisfaisantes. Ce système fait preuve d'un fort potentiel pour le développement d'un outil en ligne plus précis pour la prédiction automatique de la qualité de viande.

Mots-clés : induction magnétique, scanner, hyperspectral, composition tissulaire, qualité de viande

Abstract : HYPER-SCAN - Developing innovative technologies for sorting pork cuts

The sorting of pork cuts is based on their tissue composition and meat quality. But it is mostly manual and of limited accuracy. A magnetic induction scanner was tested in the HYPER-SCAN project on 80 bellies and 100 hams. 88% of the bellies were well classified in the 4 commercial classes. The muscle content of ham was predicted with an R^2 of 0.93. X-ray tomography showed that 3 or 4 measurement sites were sufficient to accurately predict the composition of hams, bellies and loins ($R^2 > 0.90$). A prototype hyperspectral imager was developed to qualify the meat quality of the loin. The ultimate pH was the best predicted criterion ($R^2 = 0.65$). The predictions of exudate, intramuscular lipid content and technological yield were found to be satisfactory. This system showed great potential for the development of a more accurate online tool for automatic meat quality prediction.

Keywords: magnetic induction, scanner, hyperspectral, tissular composition, meat quality

Introduction

L'évaluation objective et rapide de la qualité des pièces de découpe, dans leur orientation vers les différents marchés et ainsi leur valorisation optimale, constitue un enjeu majeur pour la filière porcine française et sa compétitivité. Le marché français de la viande de porc est très segmenté car il doit répondre à divers marchés où les exigences sont contrastées voire parfois complémentaires : secteur de la charcuterie cuite, secteur de la charcuterie sèche, marché de la viande fraîche. Ces exigences

concernent en premier lieu la composition tissulaire des pièces (rapport gras/maigre) mais sont de plus en plus associées à des exigences de qualité technologique et/ou sensorielle de la viande, notamment pour des applications en charcuterie cuite et en viande fraîche. La mise au point de méthodes permettant de trier efficacement les pièces de découpe selon les principaux critères d'intérêt des transformateurs et consommateurs permettrait d'affecter efficacement et équitablement de la valeur à un certain type de produit plutôt que de les valoriser uniformément tel que cela est pratiqué aujourd'hui.

Automatiser le tri des pièces de découpe est un des challenges de l'industrie porcine. Le tri des pièces est encore essentiellement manuel. Le tri des poitrines et des jambons est majoritairement réalisé à partir de l'état d'engraissement perçu à la coupe. Or, cette information ne reflète que très imparfaitement la composition réelle (proportions relatives de muscle et de gras) de ces pièces. Le secteur de la découpe est en attente d'outils pouvant prédire cette composition en ligne. La technologie d'induction magnétique, sans contact, a été testée en Europe pour prédire la composition en gras et muscle des jambons (Simoncini *et al.*, 2012), ainsi que la teneur en sel lors du procédé de salage de jambons (Schivazappa *et al.*, 2017). Cette technologie présente un potentiel méritant d'être évalué sur toutes les pièces d'intérêt des carcasses de porcs.

Améliorer la précision du tri des pièces est un des autres challenges. L'erreur de prédiction à partir des appareils de classement des carcasses reste assez élevée (Daumas et Monziols, 2017). Trouver d'autres prédicteurs n'est pas chose aisée. La tomographie à rayons X est une technique moderne, non-destructive, permettant de mesurer efficacement la composition corporelle (Scholz *et al.*, 2015). Sa faible épaisseur de coupe permettant de balayer précisément les pièces en fait un outil idoine pour rechercher les meilleurs prédicteurs de la composition des pièces.

La qualité de viande, technologique et sensorielle, est une attente importante pour les utilisateurs de viande de porc, aussi bien industriels que consommateurs. Le jambon est une pièce majeure par sa valorisation en jambon cuit supérieur, et les paramètres de qualité de viande font l'objet d'un tri quotidien en abattoir/découpe (pH ultime et présence/absence du défaut de jambon déstructuré). Depuis ces dernières années, la longe de porc est également en forte croissance dans le secteur de la transformation avec le rôti cuit supérieur tranché. A l'inverse du jambon, aucun tri n'est aujourd'hui réalisé sur la qualité technologique de la longe, ce qui peut constituer un frein au développement des produits de celle-ci. Pour la même raison, aucune garantie ne peut être apportée au consommateur sur la qualité sensorielle de la longe fraîche. Cette qualité se caractérise principalement par la capacité de rétention en eau et la teneur en lipides intramusculaires, indicateurs associés à la qualité gustative, en particulier la texture : tendreté, jutosité. Il est donc important de développer des moyens techniques pour orienter les longes sur ces différents marchés en fonction de leur aptitude technologique et sensorielle. Plusieurs auteurs ont testé l'aptitude à prédire la qualité de viande de l'imagerie hyperspectrale, association de l'imagerie et de la spectroscopie proche infrarouge (Qiao *et al.*, 2007 ; Liu *et al.*, 2010 ; Wold *et al.*, 2011). Ces travaux ont conduit à penser que l'imagerie hyperspectrale pourrait constituer un outil de tri pertinent et automatisable sur ces deux types de critères.

Le projet HYPER-SCAN (2016-2020) poursuivait trois objectifs principaux :

- Prédire la composition tissulaire du jambon et de la poitrine par scanner induisant un faible champ magnétique.
- Rechercher des prédicteurs de la composition tissulaire du jambon, de la longe et de la poitrine par tomographie à rayons X.
- Prédire les qualités technologiques et sensorielles de la longe par imagerie hyperspectrale.

Une section spécifique est consacrée dans le développement de cet article à chacun de ces objectifs.

La réalisation du projet a reposé sur un partenariat entre l'IFIP, FOTON, INRAE, et Agrocampus Ouest.

1. Prédire la composition des jambons et longes par induction magnétique

L'objectif de cette partie était de prédire les teneurs en gras et en muscle du jambon et de la poitrine en utilisant un scanner induisant un faible champ magnétique. De plus amples informations sur cette étude ont été publiées par Daumas *et al.* (2019 ; 2020).

1.1 Matériel et méthodes

Un appareil à induction magnétique (« Ham-Inspector ») a été développé par une entreprise espagnole (LENZ), dans le but premier de trier les jambons. Il produit un champ magnétique de faible intensité, qui génère un courant électrique, exploitant les propriétés diélectriques propres à chaque tissu. Il permet de prédire les poids de muscle et de gras, ainsi que les teneurs en muscle et en gras. Cet appareil déjà mis en place et utilisé en Italie et en Espagne dans quelques entreprises, a été testé en avril 2018.



Figure 1 : Scanner à induction magnétique (Ham-Inspector II™)

Un échantillon de 100 jambons et un de 80 poitrines ont été sélectionnés dans un atelier de découpe (Daumas *et al.*, 2019). Le lendemain de la sélection, les pièces ont été livrées à la salle de découpe de l'IFIP à Romillé (35), où elles ont été scannées par tomographie à rayons X (Emotion Duo, Siemens, Erlangen, Allemagne). Les procédures IFIP d'acquisition des images et de leur traitement ont été utilisées (Daumas et Monziols, 2011), afin de mesurer les volumes de muscle et de gras par coupe tomographique et par pièce. Notamment, une épaisseur de coupe de 3 mm a été utilisée.

Les images tomographiques de chacune des pièces de découpe (jambons, poitrines et longes) ont été analysées par segmentation de façon à isoler trois compartiments : gras, muscle et os. Les volumes de gras et de muscle ont été obtenus par seuillage, respectivement dans les intervalles [-500, -1] et [0, 120] unités Hounsfield. Les poids et teneurs en gras et en muscle en ont été déduits en les multipliant par une densité de 0,95 et 1,04, respectivement, comme décrit par Daumas *et al.* (2019).

Pour chaque type de pièces, jambon ou poitrine, et pour chacun des tissus, gras ou muscle, le poids et la proportion de tissu dans la pièce ont été modélisés. Les meilleurs modèles d'estimation de la composition pour chacune des huit variables ont été établis selon les trois étapes suivantes :

1. Chaque signal normalisé (même longueur, même amplitude maximale) a été décomposé sur une base de fonctions (B-splines), de manière à ce que la reconstitution du signal normalisé lissé ne soit pas différente à l'œil du signal normalisé brut.
2. Le choix des variables explicatives potentielles s'est porté sur :

- Le poids de la pièce et son inverse,
 - Les paramètres classiques extraits des signaux (aire sous la courbe, amplitude maximale, longueur du signal, abscisse de l'amplitude maximale) et ces paramètres divisés par le poids de la pièce,
 - Les coefficients des B-splines.
3. Parmi toutes ces variables explicatives, le sous-ensemble de variables permettant de construire le meilleur modèle de régression linéaire a été sélectionné en comparant cinq méthodes statistiques, afin de garantir l'obtention d'un modèle à la fois bien ajusté et parcimonieux. Ces méthodes sont décrites ci-dessous :
- OLS : modèle de régression linéaire estimé par la méthode usuelle des moindres carrés ordinaires.
 - Lasso : modèle de régression linéaire estimé avec minimisation du critère des moindres carrés ordinaires, pénalisé par un terme proportionnel à la somme des valeurs absolues des coefficients de régression, avec choix du paramètre de pénalité par minimisation de l'erreur de prédiction.
 - Ridge : modèle de régression linéaire estimé avec minimisation du critère des moindres carrés ordinaires, pénalisé par un terme proportionnel à la somme des carrés des coefficients de régression, avec choix du paramètre de pénalité par minimisation de l'erreur de prédiction.
 - PLS : régression des moindres carrés partiels, avec choix du nombre de composantes par minimisation de l'erreur de prédiction.
 - Subset : minimisation du critère d'information bayésien (BIC en anglais) sur tous les sous-modèles possibles ; le BIC est une fonction de la somme des carrés des résidus, pénalisée par le nombre de paramètres.

De plus, un modèle de classification des poitrines a été établi par régression logistique multinomiale. La méthode d'estimation est celle d'un maximum de vraisemblance régularisée (LASSO), qui conduit à un modèle parcimonieux. Le choix du paramètre de régularisation (plus celui-ci est grand, plus le modèle est parcimonieux) résulte de la minimisation de la déviance pénalisée, celle-ci étant calculée par une procédure de validation croisée. Le modèle multinomial ainsi ajusté permet de calculer pour chaque poitrine une probabilité d'appartenance à une des quatre classes (E, 1, 2 ou 3), utilisées par les acteurs de la filière. La pièce est alors classée dans la classe de probabilité la plus forte.

1.2 Résultats et discussion

Parmi les 5 méthodes statistiques testées pour la validation, les méthodes Subset (exploration de tous les sous-modèles), Lasso et Ridge seraient à privilégier. En effet, elles ont montré des performances de prédiction plus stables pour l'ensemble des deux pièces et des variables à prédire, toujours proches de la meilleure performance ou égales. Les résultats présentés par la suite sont ceux de la méthode donnant les meilleurs résultats pour chaque critère et chaque pièce.

Les erreurs de prédiction ont été regroupées dans le Tableau 1 ci-dessous, ainsi que les coefficients de détermination (R^2), qui facilitent la comparaison des résultats.

Les erreurs de prédiction sont plus faibles dans le jambon que dans la poitrine, en raison en partie de la variabilité de composition plus grande dans la poitrine. La comparaison des R^2 donne des indications complémentaires sur la qualité d'ajustement des modèles. Le R^2 exprime la part de variance expliquée par le modèle ; plus elle est proche de 1 et meilleur est l'ajustement. Ce dernier est meilleur dans la poitrine que dans le jambon pour 3 des 4 critères de composition tissulaire. Les R^2 sont plus élevés pour

les poids de tissu que pour leurs teneurs. Une explication tient au fait que le poids de la pièce explique déjà une bonne part du poids des tissus. Pour la teneur en muscle, variable la plus importante pour la filière, le R^2 est de 0,72 dans la poitrine et 0,64 dans le jambon. Même si ces niveaux sont modérés, ils sont nettement supérieurs à ceux atteints par l'appareil actuel de classement des carcasses (Daumas et Monziols, 2017).

Tableau 1 : Valeur médiane de l'erreur de prédiction la plus faible et du coefficient de variation le plus élevé par pièce et par critère de composition tissulaire

Critère statistique	Erreur la plus faible		R ² le plus élevé	
	Jambon	Poitrine	Jambon	Poitrine
Poids de muscle, g	190	250	0,93	0,71
Poids de gras, g	210	245	0,70	0,91
Teneur en muscle, %	1,6	3,4	0,64	0,72
Teneur en gras, %	1,6	3,4	0,61	0,66

En complément, des résultats de classification des poitrines ont été obtenus. Ils sont résumés dans le tableau 2. Les classes maigres (E et n°1) étaient les mieux estimées, avec un taux de 95%. Les 5% mal classés l'ont été dans l'autre classe maigre. La classe la plus grasse (n°3) a été bien estimée à 85% ; les 15% restants ayant été classés dans la classe adjacente (n°2). La classe 2 a été la plus difficile à estimer, avec un taux de 75% de bien classés, les mal classés se répartissant dans les 3 autres classes. Globalement sur l'échantillon, le taux de poitrines bien classées s'est élevé à 88%.

Tableau 2 : Pourcentages de poitrines bien estimées (en diagonale) et mal estimées par classe*

Classe observée	Classe estimée			
	E	1	2	3
E	95%	5%	0%	0%
1	5%	95%	0%	0%
2	5%	15%	75%	5%
3	0%	0%	15%	85%

*Classe E (la plus maigre) à classe 3 (la plus grasse).

Ces résultats sont d'autant plus prometteurs que la précision a pu être pénalisée par les conditions de mesure, qui n'ont pu être optimales dans l'étude. En effet, le stockage en box des pièces a pu affecter la densité des pièces du fond.

2. Recherche de nouveaux sites de prédiction de la composition des pièces

Le but de cette étude était d'identifier et de localiser des prédicteurs potentiels de la composition tissulaire, issus de la tomographie, et de quantifier leur précision dans les trois pièces de découpe primaire du porc, dont le tri est important : jambon, longe et poitrine. De plus amples informations sur cette étude ont été publiées par Daumas *et al.* (2021).

2.1 Matériel et méthodes

La recherche a été approfondie à partir des images tomographiques des essais réalisés dans ce projet. Elle a porté sur un échantillon de 100 jambons et un de 80 poitrines (cf section 1.1), ainsi que sur deux échantillons de 80 longes (cf section 3.1). Les deux échantillons de longes ayant été sélectionnés dans des conditions voisines, ils ont été regroupés pour augmenter la puissance expérimentale.

Quatre variables à prédire ont été étudiées par pièce : volumes et poids de muscle et de gras respectivement. Pour chacune de ces variables et pour chaque observation a été tracé le profil longitudinal par coupe tomographique. Au vu de l'allure générale de ces courbes, il a été choisi de retenir comme variables prédictives potentielles le maximum et le minimum des profils pour chacune des quatre variables. Le poids de la pièce a été rajouté, notamment pour son utilité dans la prédiction du poids des pièces.

L'unité statistique était la pièce de découpe. Des modèles de régression linéaire ont été établis et les coefficients de détermination (R^2) calculés en validation croisée, en réalisant 50 partitions aléatoires en 10 segments de données, avec la procédure GLMSELECT du logiciel SAS version 9.4 (SAS Institute Inc., 2012). Les R^2 médians ont été retenus dans la présentation des résultats.

2.2 Résultats et discussion

Sur l'ensemble des deux échantillons de longes (161), l'intégralité des données tomographiques n'était disponible que pour 125 longes. Quant aux échantillons de jambons et de poitrines, les données étaient complètes.

Pour le jambon, la meilleure coupe prédictrice correspondait au minimum de la teneur en gras (Figure 2). Cette coupe transversale est localisée vers le milieu du fémur, dans la zone de largeur maximale du jambon.

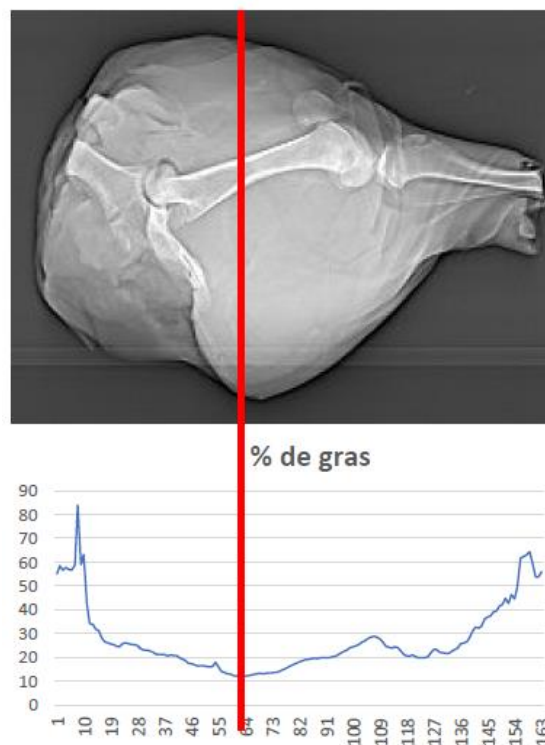


Figure 2 : Topogramme du jambon (en haut) et profil de sa teneur en gras (en bas), avec localisation de la meilleure coupe prédictrice (trait vertical)

Pour la longe, la meilleure coupe prédictrice correspondait au maximum de la teneur en muscle. Cette coupe transversale est localisée vers le milieu des vertèbres thoraciques. Toutefois, le profil de la teneur en muscle est assez plat, à l'exception des creux générés par les côtes. Ceci indique que la localisation de la coupe est d'assez faible importance pour la longe de porc.

Pour la poitrine, la meilleure coupe prédictrice correspondait au maximum du poids de gras. Cette coupe transversale est localisée dans la partie postérieure de la poitrine au niveau lombaire. Plus précisément, il s'agit de la partie antérieure d'une partie grasse, la mouille, qui reste attenante à la poitrine dans cette découpe primaire. La localisation correspond à la jonction avec le jambon, à l'endroit où la largeur de la poitrine commence à diminuer.

Les R^2 médians étaient tous supérieurs ou égaux à 0,90 (Tableau 3). Ceux pour la prédiction des poids de tissus étaient généralement supérieurs à ceux pour la prédiction des teneurs, probablement à cause du rôle important du poids de la pièce dans la détermination du poids des tissus.

Tableau 3 : R^2 médians en validation croisée d'estimation des poids et teneurs tissulaires par pièce de découpe

Pièce	Taille d'échantillon	Teneur en muscle (%)	Teneur en gras (%)	Poids de muscle (kg)	Poids de gras (kg)
Jambon	100	0,93	0,96	0,99	0,96
Poitrine	80	0,94	0,93	0,93	0,96
Longe	125	0,90	0,93	0,96	0,97

Pour la prédiction du poids de gras de jambons bruts d'origine variée, Picouet *et al.* (2014) ont rapporté un R^2 sur un échantillon de validation ($n=23$) de 0,97 avec trois coupes tomographiques et 0,94 avec deux coupes. La position de ces deux coupes correspondait à la largeur maximale du jambon, soit approximativement au niveau de la partie distale de la tête du fémur, et à l'extrémité proximale de l'articulation du genou.

A titre comparatif, les R^2 d'estimation de la teneur en muscle des trois pièces de cette étude par les appareils de classement des carcasses en France étaient compris entre 0,64 et 0,73 avec le CGM et entre 0,41 et 0,52 avec l'Image-Meater (Daumas et Monziols, 2017).

3. Prédire la qualité de viande par imageur hyperspectral

L'objectif de cette partie était double :

1. D'abord, de développer un prototype d'imageur hyperspectral afin de prédire la qualité de viande de pièces de découpe,
2. Puis, de le tester sur des longes.

3.1 Développement d'un prototype d'imageur hyperspectral

Le développement du prototype d'imageur hyperspectral s'est inspiré du prototype développé précédemment en visionique pour une application industrielle de tri des jambons à défaut déstructuré (outil commercialisé par CSB sous la référence « CSB-Jamboflash »). Le même châssis muni d'un dôme, permettant de maîtriser la qualité de la lumière d'excitation, a été utilisé.

Pour couvrir une large gamme de longueur d'ondes, il a été décidé d'utiliser deux caméras (SPECIM Fx10 et Fx17). Une première condition était de vérifier la compatibilité des matériaux du châssis visionique

à la réflexion de la lumière dans le proche infrarouge. Des pièces spécifiques ont été alors conçues et réalisées pour la fixation des caméras au sommet du dôme d'éclairage, alors que des lampes halogènes ont été ajoutées à l'intérieur du châssis pour compléter le spectre de l'éclairage indirect dans l'infrarouge.

Les Figures 3 et 4 donnent un aperçu du prototype.

Le logiciel fourni avec les caméras SPECIM ne permettant pas de piloter les caméras simultanément, il a été nécessaire de développer un logiciel dédié à l'acquisition simultanée des 2 caméras. Cet outil dispose de tous les contrôles nécessaires à l'évaluation de la qualité de l'acquisition : visualisation en temps réel du flux de données, vérification de l'allure générale de l'image à une longueur d'onde donnée, spectre obtenu au niveau de pixels spécifiques de l'image, contrôle en visionique de l'avancement de l'acquisition (webcam).

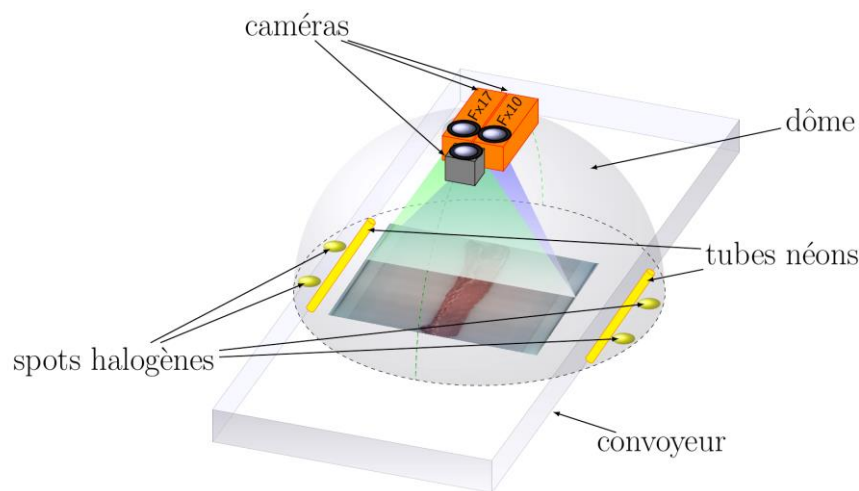


Figure 3 : Représentation schématique simplifiée du système imageur hyperspectral : caméras, dôme réfléchissant et système d'éclairage (néons et spots halogène), convoyeur

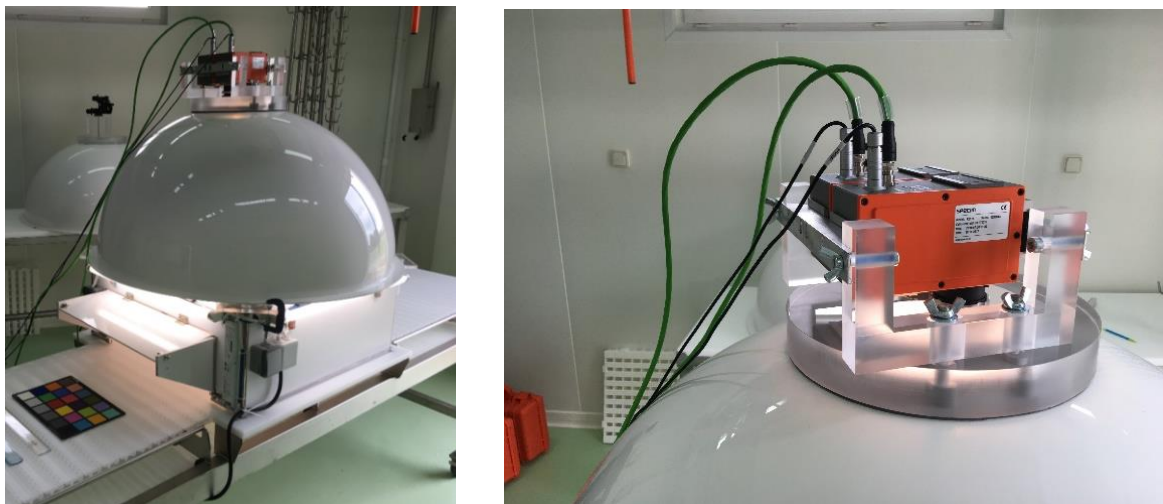


Figure 4 : Vue générale du châssis et du système de fixation des caméras du prototype d'imageur hyperspectral

La mise au point du logiciel capable de lire les 2 caméras en même temps a été effectuée à l'aide de l'outil SDK (Software Development Kit, Pleora) en langage C++ concernant la partie transmission Giga-ethernet (protocole Generic Interface for Cameras).

Le cadre d'application (framework) de développement d'application Qt a été utilisé, offrant des composants d'interface graphique (C++). Un certain nombre de bibliothèques logicielles supplémentaires ont facilité le développement, les manipulations de matrices et de calcul matriciel ou l'affichage de graphiques.

3.2 Test du prototype sur des longes

3.2.1 Matériel et méthodes

Deux campagnes de sélection de 80 longes par série ont eu lieu dans une entreprise d'abattage-découpe, l'une en 2018 et l'autre en 2019. Des carcasses ont d'abord été pré-sélectionnées sur le critère du pH précoce le jour de l'abattage (pH1), puis les longes ont été sélectionnées le lendemain sur la base du pH ultime. Les longes (avec bardière et os) ont ensuite été acheminées à la salle de découpe de l'Ifip à Romillé, où elles ont été élaborées avant d'être scannées par le prototype d'imageur hyperspectral.

Les critères de qualité des viandes suivants ont été étudiés : pH ultime, exsudat, teneur en lipides intramusculaires, rendement technologique de fabrication en rôti cuit supérieur, rendement de tranchage de ces fabrications, ainsi que plusieurs critères de qualité sensorielle.

Pour la partie analyse d'image à partir des cubes hyperspectraux, puis le développement de modèles, plusieurs programmes ont été mis au point sous Octave. Ils permettaient soit le positionnement manuel d'une région d'intérêt, soit le détournement automatique des pixels correspondant à la surface totale de la pièce mesurée. Ces deux traitements ont été utilisés alternativement pour la construction de bases de données spectrales.

Les modèles de prédiction de ces critères ont été établis par régressions des moindres carrés partiels (PLS : Partial Least Squares), à l'aide du logiciel Matlab (toolbox Eigenvector). Les performances des modèles ont été évaluées par validation croisée pour l'essentiel des indicateurs de qualité de viande. Pour le pH ultime, les deux campagnes de prélèvements de 2018 et 2019 ont permis de pratiquer une véritable validation externe.

3.2.2 Résultats et discussion

3.2.2.1 Composition chimique, qualités technologiques et sensorielles de la longe

Sur les données de la première partie de l'essai (81 longes, prélevées en 2018) ont été établis les résultats suivants :

- Analyses de composition chimique (teneur en eau, protéines, lipides intramusculaires (LIM)),
- Mesures technologiques : pH, perte en eau (exsudat), couleur (L^* : luminance, a^* : indice de rouge, b^* : indice de jaune, C^* : saturation, h° : teinte),
- Analyse sensorielle : aspect (couleur, persillé), texture (tendreté, jutosité, fibrosité) et flaveur.

Des analyses statistiques simples (moyenne, étendue des caractères individuels) ont été réalisées et les corrélations entre caractères biochimiques, technologiques et sensoriels ont été calculées. Les résultats les plus significatifs sont les suivants : l'exsudat a montré une grande variabilité, avec une corrélation de $r=0,60$ entre l'exsudat et le pH ultime. La variabilité des teneurs en eau et en protéines a été considérée comme représentative de celle de la production. La teneur en LIM présentait une variabilité moyenne (50% de l'effectif compris entre 1,0 et 1,5%) et une distribution irrégulière (7 échantillons $\geq 2,5\%$), comme généralement observée en production. Concernant les données sensorielles (notes moyennes du jury), la tendreté était le critère le plus variable tout en présentant des valeurs modérées. Les corrélations calculées entre caractères physico-chimiques et sensoriels ont mis en évidence les associations les plus fortes entre d'une part jutosité et pH ultime ($r=0,61$), et d'autre part entre l'intensité de rouge et la teinte ($r=0,58$). L'intensité du persillé était, comme attendu, bien corrélée avec la teneur en LIM ($r=0,49$). Ces

données (moyenne, étendue) et les associations entre caractères sont en cohérence avec les résultats généralement observés dans la littérature et confirment les rôles majeurs du pH ultime et de la teneur en LIM dans la détermination de la couleur et de la texture de la viande de porc. Surtout, ces résultats démontrent la pertinence du jeu de données pour la recherche de prédicteurs des caractères majeurs de qualité de viande.

3.2.2.2 Recherche de prédicteurs des caractères de qualité de viande par imagerie hyperspectrale

Une réflexion a été menée sur la normalisation des images hyperspectrales, avec la difficulté de choisir les références (blanc-noir) associées à une image. Un outil a été développé permettant aux utilisateurs de choisir les paramètres de normalisation des images. D'autres fonctionnalités ont été incluses pour la visualisation des images et le traitement statistique (par PLS par exemple).

La question de la sélection d'une région d'intérêt prédictrice a abouti à la conclusion que l'hétérogénéité de la morphologie des pièces n'a pas permis de démontrer la supériorité d'une méthode basée sur une agrégation des données plus précise que la moyenne spatiale.

Les résultats présentés ci-dessous issus des modèles PLS développés à partir de région d'intérêt déterminée manuellement au niveau du tiers postérieur de la longe (région lombaire, centre de la face ventrale du muscle longissimus) ou de détournement de pièces :

- Prédiction du pH ultime (calibrations 2018) :

Le meilleur modèle PLS est obtenu en considérant la région musculaire lombaire (R^2c (calibration) = 0,80 et R^2cv (validation croisée) = 0,69) ; l'erreur de validation croisée reste contenue ($rmsecv$ = 0,10). Ce modèle est associé à un prétraitement des spectres assez courant : correction de ligne de base + lissage d'ordre 4 + correction d'échelle automatique. Ce niveau de précision est au moins équivalent à ce qui a été obtenu précédemment par l'IFIP en spectroscopie proche infrarouge (NIRS) avec une sonde de contact (R^2cv = 0,64 ; Vautier *et al.*, 2017). Appliqué à la collection d'images réalisée sur le second jeu de 80 longes en 2019 (validation externe), ce modèle fait preuve d'une bonne robustesse avec un coefficient de détermination stable (R^2p (prédiction) = 0,65). L'erreur de prédiction augmente toutefois sensiblement ($rmsep$ = 0,17). Le modèle obtenu à l'aide des spectres moyens récupérés par détournement complet de la pièce se montre moins spécifique (R^2c = 0,60 ; R^2cv = 0,49).

- Prédiction de l'exsudat (calibrations 2018) :

A l'image de ce qui a été obtenu pour le pH ultime, le meilleur modèle de prédiction est également obtenu à partir de la région musculaire lombaire pour des spectres ayant subi une correction de ligne de base + lissage + normalisation SNV (R^2c = 0,66 ; R^2cv = 0,52). Les performances de ce modèle sont tout à fait comparables à ce qui avait été obtenu précédemment en NIRS (R^2cv = 0,53 ; Vautier *et al.* 2017). Le traitement des images hyperspectrales par détournement dégrade l'ajustement des modèles (R^2c = 0,56 ; R^2cv = 0,48)

- Prédiction de la teneur en lipides intramusculaires (calibration 2018) :

A l'inverse des paramètres de qualité technologique de la viande (pH ultime et exsudat) la prédiction de la teneur en LIM est plus précise lorsqu'on utilise les données spectrales issues du traitement par détournement complet de la longe (R^2c = 0,74) que de la région musculaire lombaire (R^2c = 0,69). Ces résultats indiquent qu'une analyse de la signature spectrale locale est moins représentative qu'une mesure réalisée sur l'ensemble de la surface musculaire ventrale de la longe, en cohérence avec l'aspect hétérogène de la répartition des LIM sur la surface du muscle longissimus. Le niveau d'ajustement des modèles de prédiction se situe dans la moyenne haute des résultats recensés dans la bibliographie pour la prédiction de la teneur en LIM par NIRS (R^2cv = 0,22 à 0,74, Prieto *et al.* 2009).

- Prédiction de la qualité sensorielle (calibration 2018) :

Parmi les critères de l'évaluation sensorielle mise en œuvre par le jury expert de INRAE, la tendreté et la jutosité font partie des propriétés les plus recherchées par les consommateurs. Il a été difficile de développer des modèles de calibration suffisamment ajustés pour ces caractères (R^2c = 0,12 et R^2c = 0,42

pour la tendreté et la jutosité, respectivement). Ces résultats restent toutefois dans la gamme des précisions obtenues pour la prédiction de ces caractères par NIRS, avec des coefficients de détermination fréquemment inférieurs à $R^2c=0,5$ en calibration (Berri *et al.*, 2019).

Les modèles PLS développés en imagerie hyperspectrale pour la prédiction du rendement technologique du rôti cuit supérieur confirment nos précédents résultats en spectroscopie proche infrarouge ($R^2c=0,29$ à $0,78$; Vautier *et al.*, 2014). Nous avons obtenu de meilleurs résultats en utilisant les spectres moyens issus de la sélection manuelle de la région musculaire lombaire ($R^2c=0,66$ et $R^2cv=0,47$) qu'avec ceux issus du détournement automatique de la longe ($R^2c=0,57$ et $R^2cv=0,45$), ce qui est cohérent avec les calibrations développées pour la prédiction du pH ultime, considérant la forte corrélation entre ces deux caractères de qualité.

- Prédiction des rendements de tranchage des fabrications en rôti cuit supérieur (calibration 2019) :

A l'image de ce qui a été obtenu précédemment en NIRS où il est très difficile de construire des modèles correctement ajustés pour la prédiction des défauts de tranche, les modèles de prédiction des défauts de tranchage développés par imagerie hyperspectrale sont insuffisamment précis pour la prédiction du taux de tranches d'aspect pommade ($R^2c=0,43$ et $R^2cv=0,25$ en considérant les spectres moyens de région musculaire lombaire). Un modèle de prédiction basé sur ces mêmes données spectrales semble toutefois exploitable pour la prédiction du taux de tranches présentant des problèmes de cohésion ($R^2c=0,56$ et $R^2cv=0,40$).

Tableau 4 : Synthèse des meilleurs modèles de prédiction de la qualité technologique (pH ultime et exsudat) et de la qualité sensorielle de la longe (teneur en lipides intramusculaires (LIM), tendreté, jutosité, intensité du persillé) par imagerie hyperspectrale

Variable	ROI	Calibration		Validation croisée	
		Nb facteurs PLS	R^2c	R^2cv	RMSEcv
pHultime	région musculaire lombaire	8	0,80	0,69	0,10
Exsudat (%)	région musculaire lombaire	8	0,66	0,52	1,83
Teneur en LIM (%)	Détournement longe entière	9	0,74	0,61	0,41
Tendreté	Détournement longe entière	2	0,12	0,07	0,55
Jutosité	région musculaire lombaire	4	0,42	0,20	0,27
Intensité du persillé	Détournement longe entière	4	0,28	0,14	0,77

Conclusion

Le projet HYPER-SCAN a permis de développer des technologies innovantes de tri des pièces de découpe.

La technologie de l'induction magnétique a donné des résultats satisfaisants. Cela ouvre des perspectives pour son utilisation pour le tri des poitrines, mais aussi des jambons. Le tri d'autres pièces semble également envisageable. La cadence supportée par l'appareil testé, 1000 à 1200 pièces par heure, est compatible avec celle des ateliers de découpe en France.

La tomographie à rayons X a permis de montrer qu'un nombre faible (3-4) de sites de mesure est suffisant pour prédire précisément la composition des jambons, poitrines et longes. Ceci ouvre de nouvelles perspectives pour améliorer grandement le tri industriel des pièces, voire le classement des carcasses. La prochaine étape consistera à évaluer sur les zones les plus prometteuses l'erreur obtenue sur les variables (épaisseurs par exemple) les plus facilement mesurables en industrie.

Cette étude a permis de valider l'imagerie hyperspectrale comme technique alternative à la NIRS avec sonde de contact pour la prédiction de la qualité technologique et de certains indicateurs de la qualité sensorielle de la viande de porc. Sa précision est comparable à celle du NIRS. Sa représentativité est meilleure, car la mesure provient de l'ensemble de la pièce et non d'une zone restreinte. Ce système fait preuve d'un fort potentiel pour le développement d'un outil en ligne plus précis pour la prédiction automatique de la qualité de viande, en particulier pour les caractères de qualité technologique.

Références bibliographiques

Berri C., Picard B., Lebreton B., Andueza D., Lefèvre F., Le Bihan-Duval E., Beauclercq S., Chartrin P., Vautier A., Legrand I., Hocquette J.F., 2019. Review. Predicting the quality of meat: myth or reality? *Foods*, 8, 436; doi:10.3390/foods8100436.

Daumas G., Monziols M., 2011. An accurate and simple computed tomography approach for measuring the lean meat percentage of pig cuts. *Proc. of the 57th ICoMST*, Ghent, Belgium, Paper 061.

Daumas G., Monziols M., 2017. Conséquences de l'automatisation du classement des carcasses sur l'estimation de la composition des pièces de découpe. *Journées Rech. Porcine*, 49, 37-42.

Daumas G., Monziols M., Rodriguez J.M., Álvarez-García J., Causeur D., 2019. Estimation de la composition tissulaire de jambons et poitrines par un scanner à induction magnétique. *Journées Rech. Porcine*, 51, 339-344.

Daumas G., Monziols M., Rodriguez J.M., Álvarez-García J., Causeur D., 2020. Comparaison de méthodes pour valider l'estimation par scanner à induction magnétique de la composition de jambons et de poitrines. *Journées Rech. Porcine*, 52, 59-60.

Daumas G., Monziols M., Causeur D., 2021. Recherche de nouveaux sites de prédiction de la composition des pièces de découpe. *Journées Rech. Porcine*, 53, 63-64.

Lebreton B., Faure F., 2015. La viande et les produits du porc : comment satisfaire des attentes qualitatives variées ? In : Numéro spécial, *Le muscle et la viande*. Picard B., Lebreton B. (Eds). INRA Productions Animales, 28, 111-114.

Liu L., Ngadi M., Prasher S., Gariépy C., 2010. Categorization of pork quality using Gabor filter-based hyperspectral imaging technology. *Journal of Food Engineering* 99, 284–293.

Qiao J., Wang N., Ngadi M., Gunenc A., Monroy M., Gariépy C., Prasher S., 2007. Prediction of drip-loss, pH, and color for pork using a hyperspectral imaging technique. *Meat Sci.* 76, 1–8.

Picouet P., Muñoz I., Fulladosa E., Daumas G., Gou P., 2014. Partial scanning using computed tomography for fat weight prediction in green hams: Scanning protocols and modelling. *J. Food Eng.*, 142, 146–152.

Prieto N., Roehe R., Lavín P., Batten G., Andrés S., 2009. Application of near infrared reflectance spectroscopy to predict meat and meat products quality: A review. *Meat Sci.* 3(2), 175-86.

SAS Institute Inc., 2012. SAS /STAT Software Release 9.4, Cary, NC, USA.

Schivazappa C., Virgili R., Simoncini N., Tiso S., Álvarez J., Rodríguez J.M., 2017. Application of the magnetic induction technique for the non-destructive assessment of salt gain after the salting process of Parma ham. *Food Control*, 80, 92-98.

Scholz A.M., Bünger L., Kongsro J., Baulain U., Mitchell A.D., 2015. Non-invasive methods for the determination of body and carcass composition in livestock: dual-energy X-ray absorptiometry, computed tomography, magnetic resonance imaging and ultrasound: invited review. *Animal*, 9, 1250-1264.

Simoncini N., Virgili R., Schivazappa C., Pinna A., Rossi A., Alvarez J., Rodríguez J.M., 2012. Assessment of fat and lean content in Italian heavy green hams by means of on-line non-invasive techniques. Proc. 58th ICoMST, Montréal, Canada.

A. Vautier A., E. Gault E., T. Lhommeau T., Bozec, A., 2014. Meat quality mapping of the loin: pH vs NIR spectroscopy to predict the cooking yield. Proc. of the 60th ICoMST, Punta del Este, Uruguay.

Vautier A., Pieper T., Lhommeau T., Petersen H., M. Christensen. 2017. Prediction of drip loss and ultimate pH in pork semimembranosus by the Nitfom. Proc. of the 63rd ICoMST, Cork, Ireland.

Wold J., O'Farrell M., Høy M., Tschudi J., 2011. On-line determination and control of fat content in batches of beef trimmings by NIR imaging spectroscopy. Meat Sci. 89, 317–324.

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)