

Modélisation de l'effet matrice de la viande

Des approches prédictives pour mieux comprendre les mécanismes et impacts nutritionnels

Mots clés : modélisation, nutrition, effet matrice, digestion, biodisponibilité

Auteurs : Laëtitia Théron¹, Jason Sicard¹, Didier Rémond², Maïa Meurillon¹, Marie-Agnès Peyron^{2,3}, Thierry Astruc¹, Pierre-Sylvain Mirade¹

¹ INRAE, UR370 Qualité des Produits Animaux (QuaPA), F-63122 Saint-Genès-Champanelle, France

² Université Clermont Auvergne, INRAE, UMR 1019 UNH, Unité de Nutrition Humaine, F-63000 Clermont-Ferrand, France

³ Université Clermont Auvergne, CROC EA 4847, F-63000 Clermont-Ferrand, France

Cet article présente les principales approches de modélisation utilisées pour étudier l'effet matrice de la viande, depuis les méthodes statistiques jusqu'aux modèles mécanistes décrivant les transferts et la digestion. Ces outils permettent d'éclairer le lien entre structure des aliments carnés, transformations et qualités nutritionnelles.

Résumé

Les approches de modélisation appliquées à l'étude de l'effet matrice de la viande permettent de mieux comprendre les mécanismes biologiques, physico chimiques et digestifs impliqués dans la qualité nutritionnelle des aliments carnés. Les méthodes statistiques, empiriques et d'apprentissage automatique offrent des outils prédictifs pour anticiper l'évolution de paramètres tels que la composition, la texture ou la digestibilité. Parallèlement, les modèles mécanistes décrivent les phénomènes de transfert de chaleur et de matière et les étapes de la digestion gastro intestinale, intégrant la structure complexe des matrices alimentaires. L'ensemble de ces travaux ouvre des perspectives concrètes pour mieux relier caractéristiques de la viande, procédés de transformation et biodisponibilité des nutriments, contribuant ainsi à une valorisation nutritionnelle plus fine des produits carnés.

Abstract: Modelling the matrix effect of meat

Modelling approaches help clarify how the structural organization of meat influences digestion, nutrient release and overall nutritional quality. Statistical and machine-learning tools support the prediction of key matrix-related traits such as composition, texture or digestibility, by capturing complex relationships within experimental datasets. In parallel, mechanistic models provide a more detailed representation of heat and mass transfer phenomena and digestive processes, integrating the heterogeneous structure of meat particles with the dynamic conditions of the gastrointestinal environment

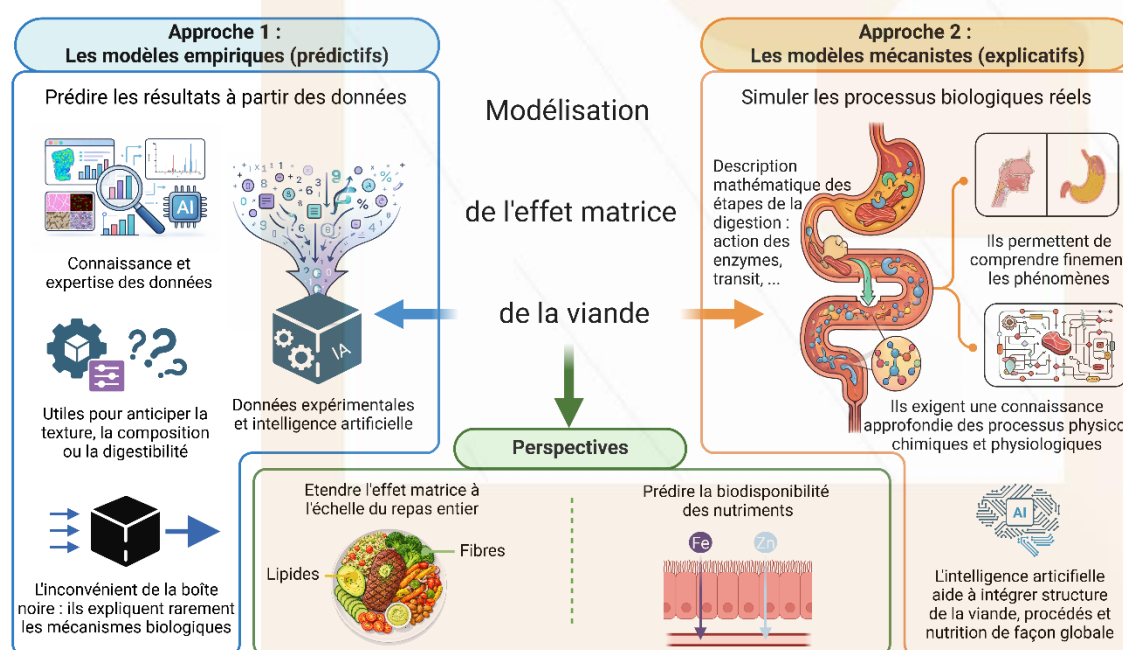
INTRODUCTION

L'essor des approches de modélisation et de prédiction permet de mieux appréhender la complexité de l'effet matrice de la viande. Les modèles mathématiques ainsi construits peuvent être classés en plusieurs catégories : mécanistes, empiriques, statistiques ou d'apprentissage automatique, et enfin, hybrides. Quelle que soit leur catégorie, bien que les besoins en volume puissent varier considérablement, ils s'appuient souvent sur des données expérimentales *in vivo*, *in vitro*, voire *in*

silico, pour leur construction et leur validation (Figure 1).

De nombreuses caractéristiques déterminantes de l'effet matrice de la viande ont été modélisées et prédites individuellement à l'aide de combinaisons d'analyses physico-chimiques, d'acquisitions spectrales et de chimiométrie. Ainsi, il est aujourd'hui possible de modéliser et prédire les interactions et réactions moléculaires au sein de la viande, et aussi tout au long de sa digestion.

Figure 1 : Représentation schématique des deux approches de modélisation de l'effet matrice de la viande. Créée dans BioRender. Theron, L. (2026) <https://BioRender.com/kvqvpiik>



L'approche 1 correspond aux modèles empiriques (prédictifs mais non explicatifs), basés sur l'analyse de données expérimentales et l'intelligence artificielle pour anticiper des propriétés telles que la texture, la composition ou la digestibilité.

L'approche 2 correspond aux modèles mécanistes (explicatifs, tout en étant plus ou moins prédictifs), qui visent à simuler les processus biologiques et physico-chimiques impliqués dans la digestion afin de comprendre finement les phénomènes sous-jacents. Les perspectives incluent l'extension de l'effet matrice à l'échelle du repas et la prédiction de la biodisponibilité des nutriments, avec l'appui de l'intelligence artificielle pour intégrer la structure de la viande, les procédés et la nutrition de manière globale.

I. PREDICTION DE DETERMINANTS DE L'EFFET MATRICE DE LA VIANDE PAR APPROCHES EMPIRIQUES, STATISTIQUES ET D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE

Ces approches (Tableau 1) exploitent des jeux de données expérimentales afin d'identifier des relations entre les caractéristiques de la matrice carnée et des réponses telles que la digestibilité. En faisant varier des facteurs comme la teneur en collagène, la température de cuisson ou la taille des particules, il devient possible de construire des modèles multivariés, par régression ou surfaces de réponse,

décrivant de manière empirique l'influence de ces paramètres. Les travaux de Farouk *et al.* (2019), qui ont évalué la digestibilité *in vitro* en fonction de l'âge des animaux, de l'état de *rigor mortis*, du pH ultime, du hachage, du type de morceau ou encore des accompagnements, illustrent la capacité de ces modèles à fournir des prédictions rapides dans un domaine donné.

Tableau 1 : Prédiction de déterminants de l'effet matrice de la viande par approches statistiques et empiriques.

Espèce(s)	Trait(s) modélisé(s)	Méthodes	Approches	Auteurs
Agneau	Teneur en protéines, lipides et eau	Imagerie hyperspectrale	Régression linéaire multiple (MLR)	Pu <i>et al.</i> , 2014
Agneau	Teneur et localisation des acides palmitique et oléique	Imagerie hyperspectrale	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Wang <i>et al.</i> , 2020
Agneau	pH, couleur, perte à la cuisson, force de cisaillement	Image des carcasses	Moindres carrés partiels (PLS)	Sarmanho Freitas <i>et al.</i> , 2025
Agneau	Composition en acides gras	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Moindres carrés partiels modifiés (MPLS)	Guy <i>et al.</i> , 2011
Agneau	Perte en eau, pH, couleur, texture	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Moindres carrés partiels (PLS)	Kamruzzaman <i>et al.</i> , 2012
Agneau	Peroxydation lipidique	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Analyse discriminante par moindres carrés partiels (PLS-DA)	Ripoll <i>et al.</i> , 2018
Agneau	Teneur en gras intramusculaire des carcasses	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Moindres carrés partiels (PLS)	Alvarenga <i>et al.</i> , 2021
Agneau	Teneur en gras intramusculaire	Tomographie à rayons X	Régression linéaire ordinaire multiple (OLR)	Lambe <i>et al.</i> , 2017
Bœuf et agneau	Gras intramusculaire et pH	Imagerie hyperspectrale	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Dixit <i>et al.</i> , 2021a
Bœuf	pH, teneur en gras intramusculaire, force de cisaillement	Imageries NIRS et hyperspectrale	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Dixit <i>et al.</i> , 2021b
Bœuf	Composition en acides gras	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Moindres carrés partiels modifiés (MPLS)	Andueza <i>et al.</i> , 2019
Bœuf	pH, couleur, perte à la cuisson, force de cisaillement, teneur en lipides	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Moyenne des moindres carrés (LSM)	Patel <i>et al.</i> , 2021
Bœuf	Classification qualité, race, tendreté	Rapid Evaporative Ionization Mass Spectrometry (REIMS)	Apprentissage automatique par forêt aléatoire, analyse discriminante linéaire, moindres carrés partiels...	Gredell <i>et al.</i> , 2019
Bœuf	Tendreté	Spectroscopie RAMAN	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Bauer <i>et al.</i> , 2016
Bœuf	pH, couleur, force de cisaillement, jutosité, tendreté	Spectroscopie RAMAN	Régression linéaire ordinaire multiple (OLR)	Fowler <i>et al.</i> , 2018
Bœuf	Couleur et propriétés liées à l'eau	Spectroscopie RAMAN	Echantillonnage adaptatif compétitif repondéré - moindres carrés partiels (CARS-PLS)	Chen <i>et al.</i> , 2023
Bœuf et mouton	Teneur en acides gras poly-insaturés	Imagerie hyperspectrale	Support Vector Regression (SVR), forêt aléatoire et réseau convolutif	Cui <i>et al.</i> , 2024
Mouton	Couleur, force de cisaillement, perte à la cuisson, teneur en collagène, longueur des sarcomères	Spectroscopie RAMAN	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Fowler <i>et al.</i> , 2015
Yack	pH, couleur, force de cisaillement	Proche Infra-Rouge (NIRS)	Régression des moindres carrés partiels (RPLS)	Zhang <i>et al.</i> , 2014

Les méthodes d'apprentissage automatique constituent une autre voie empirique : réseaux de neurones, forêts aléatoires ou algorithmes similaires apprennent à partir de données dans lesquelles les caractéristiques de la viande servent de prédicteurs de la qualité, de la digestibilité ou de la bioaccessibilité. Couplées aux acquisitions spectrales, ces approches ont été largement employées pour prévoir divers déterminants de l'effet matrice, souvent à partir de mesures non invasives réalisées dès la carcasse (Tableau 1). Toutefois, elles restent pour l'instant centrées sur un nombre limité de variables. Le regroupement des informations et le développement de jeux de données plus complets sera essentiel pour mieux relier l'effet matrice aux qualités nutritionnelles et renforcer la capacité prédictive de ces modèles.

Pour cette application, l'un des avantages de l'apprentissage automatique est la capacité à capturer les interactions complexes sans avoir besoin de formuler des hypothèses sur les mécanismes sous-jacents, ce qui est particulièrement utile lorsque le

système d'étude est très complexe et mal compris. En contrepartie, un inconvénient limitant est que ces modèles nécessitent un grand nombre de données annotées fiables pour l'entraînement. De plus, les modèles par apprentissage automatique sont souvent des "boîtes noires" difficiles à interpréter directement. Ils ne permettent donc pas de décrire des mécanismes à proprement parler, ni de représenter la "réalité physiologique". Ils sont opaques et ont un mode de représentation très différent des raisonnements humains, ce qui rend leurs comportements et biais intrinsèquement difficiles à comprendre (Bollaert et Coppin, 2024). De manière très limitée, certains peuvent toutefois soutenir l'interprétation en permettant de trier l'importance relative des prédicteurs, ce qui peut conduire à des hypothèses pour expliquer les observations expérimentales (Sicard *et al.*, 2023). L'intelligence artificielle explicable se développe aujourd'hui pour les applications dans lesquelles la transparence est une nécessité (EDPS, 2023).

II. MODELISATION DES TRANSFERTS DE MATIERE AU SEIN DES ALIMENTS CARNES

Le transfert de solutés dans un milieu solide est principalement caractérisé par le coefficient de diffusion apparent, qui décrit la relation entre flux diffusif et gradient de concentration. Dans la viande, la présence d'obstacles structuraux liés à l'effet matrice freine cette diffusion, donnant un coefficient apparent plus faible. Les premières modélisations appliquées aux produits carnés ont cherché à prédire les cinétiques de refroidissement et les pertes de poids des carcasses lors de la réfrigération post-abattage (Kuitché & Daudin, 1995 ; Kuitché *et al.*, 1996 ; Daudin & Kuitché, 1996), car ces phénomènes conditionnent l'évolution des températures et de la teneur en eau, et donc certaines réactions biologiques influençant la qualité finale. Ces travaux ont mis en évidence l'influence majeure de l'aéraulique, en particulier de l'emplacement des carcasses dans les installations statiques (Mirade *et al.*, 2002). Par la suite, des modèles de mécanique des fluides numérique ont été développés pour optimiser la circulation de l'air et améliorer les performances de refroidissement (Mirade & Picgirard, 2006).

La prédiction des transferts de matière au sein de la viande, particulièrement de l'eau et des solutés, est une étape préliminaire cruciale pour la détermination de l'évolution des paramètres physico-chimiques au cours des transformations, tels que le pH ou l'activité de l'eau (Musavu Ndob & Lebert, 2018) ou l'indice

de protéolyse (Harkouss *et al.*, 2018). Ces paramètres physico-chimiques, qui serviront eux-mêmes d'entrée, sont souvent indispensables aux modèles de prédiction de l'évolution des qualités sanitaires, organoleptiques, nutritionnelles, technologiques ou d'usage. Or, ces transferts sont largement déterminés par la structure de l'aliment qui évolue au cours des transformations. Certains modèles ont donc été développés afin de décrire mathématiquement les évolutions intervenant au cours d'opérations telles que la cuisson (Kovácsné Oroszvári *et al.*, 2005, 2006 ; van der Sman, 2007), le salage et le séchage (Harkouss *et al.*, 2018) ou le barattage (Mirade *et al.*, 2020) lors de fabrication de charcuteries sèches. Fournissant des informations physico-chimiques en amont pour de nombreuses prédictions, les avancées fondamentales dans ces modèles se répercutent très largement sur l'applicabilité concrète des modèles qui en dérivent et leur pertinence pour le contrôle et l'optimisation des procédés de transformation des produits carnés.

ENCADRE 1

Deux approches complémentaires. Les modèles empiriques reposent directement sur des données expérimentales et décrivent les relations observées entre variables, sans représenter les mécanismes sous-jacents. Ils permettent des prédictions rapides mais restent valides uniquement dans le domaine étudié. À l'inverse, les modèles mécanistes s'appuient sur la description des processus physiologiques, physico-chimiques ou structuraux impliqués. Ils sont plus explicatifs et transposables, mais nécessitent une connaissance plus fine des phénomènes et des paramètres difficilement mesurables. Ensemble, ces approches offrent une vision à la fois prédictive et interprétable de l'effet matrice.

III. MODELISATION DE LA DIGESTION GASTRO-INTESTINALE PAR APPROCHES MECANISTES

Les modèles mécanistes cherchent à représenter de façon réaliste les étapes de la digestion, en intégrant cinétiques enzymatiques, hydrodynamique gastrique et diffusion des nutriments. Appliqués à la viande, ils simulent la transformation du bol alimentaire tout au long du tractus digestif, notamment via des modèles compartimentaux décrivant fragmentation, action enzymatique et vidange gastrique. Sicard *et al.* (2018) ont développé un modèle de type diffusion-réaction incluant la diffusion de la pepsine et des protons, ainsi que le pouvoir tampon des protéines. Leurs simulations montrent que la digestibilité, élevée chez l'adulte sain, chute fortement lorsque la mastication, l'acidité ou la motricité gastrique sont diminuées, comme dans le cas du vieillissement, ce qui concorde avec les observations physiologiques faites mettant en évidence un retard d'apparition des acides aminés et une moindre efficacité métabolique en cas de mastication déficiente. La mécanique des fluides numérique permet aujourd'hui de décrire les mouvements internes du bol alimentaire dans l'appareil digestif et d'obtenir des informations spatiales et temporelles sur les vitesses et pressions qui s'y exercent (Palmada *et al.*, 2023). Ces données peuvent être couplées à des modèles mécaniques ou réactionnels. Ainsi, Li *et al.* (2022) ont enrichi le modèle de réaction-diffusion précédent en y intégrant la convection, ce qui leur a permis de simuler la digestion et la vidange gastrique de morceaux de

viande cuite dans différents contextes physiologiques. Leur travail met en évidence que les particules les plus grosses sont davantage digérées près des parois de l'estomac, en raison de la résistance à l'écoulement induite par la matrice, et que l'échelle pertinente de transport est celle de la matrice alimentaire plutôt que celle des particules individuelles.

Pour mieux représenter la digestion réelle, Rivera del Rio *et al.* (2022) ont développé un modèle semi-mécaniste et compartimental décrivant huit segments du tube digestif, intégrant ingestion, sécrétions enzymatiques, hydrolyse, broyage, transit et absorption des acides aminés. Ce modèle a permis de comparer la digestion d'un repas composé d'une phase solide (viande) et d'une phase liquide, ou d'un repas homogène, et de prédire les volumes et pH gastriques et duodénaux. Il montre notamment que la vidange gastrique dépend de la densité énergétique du bolus. Ces résultats soulignent l'importance des co-aliments, les aliments ingérés en même temps que la viande, dans la digestion des protéines et étendent l'effet matrice de la viande à l'échelle du repas, où l'environnement alimentaire module les processus digestifs.

Ces études démontrent l'importance des approches de modélisation pour la mise en perspective des résultats expérimentaux et la mise en évidence de nouvelles pistes de recherche.

ENCADRE 2

Un effet matrice élargi au niveau du repas. La viande n'est jamais consommée seule : les autres composantes du repas (fibres, lipides, polyphénols, amidon, eau...) modulent les processus de digestion et d'absorption. Ces co-aliments influencent le pH gastrique, les cinétiques enzymatiques, la vidange gastrique ou encore la solubilité de certains nutriments. La modélisation montre ainsi que l'effet matrice de la viande dépend non seulement de ses caractéristiques intrinsèques, mais aussi de l'environnement alimentaire dans lequel elle est ingérée.

IV. MODELISATION DES INTERACTIONS MOLECULAIRES ET DES SYSTEMES REACTIONNELS

L'effet matrice de la viande dépend aussi des transformations chimiques induites par la cuisson. Bien que la modélisation mécaniste de ces réactions reste souvent limitée à des systèmes simplifiés (Capuano *et al.*, 2018), certaines avancées existent. Par exemple, la formation des amines aromatiques hétérocycliques (AAHs) a été modélisée dans des muscles *longissimus thoracis* et *semimembranosus* montrant un effet marqué du type de muscle et de l'aw sur ces néoformés (Kondjoyan *et al.*, 2010). Par ailleurs, Meurillon *et al.* (2020) ont utilisé la modélisation moléculaire pour identifier, puis valider *in vitro*, des polyphénols capables de réduire la formation d'AAHs. Ces travaux illustrent comment la modélisation, en explorant les interactions moléculaires, peut orienter des stratégies de mitigation visant à limiter certains effets indésirables de la cuisson.

Un autre domaine lié à l'effet matrice de la viande est celui de l'oxydation de la myoglobine et du changement de couleur de la viande. Un modèle détaillé de la cinétique d'oxydation de la myoglobine dans la viande bovine a été proposé (Kondjoyan *et al.*, 2022), en tenant compte de la diffusion de l'oxygène et des nombreuses réactions chimiques concurrentes au sein de la matrice viande. Ce modèle, de type réaction-diffusion couplée, permet de visualiser la distribution de l'oxygène et des pigments à

différentes profondeurs dans la viande au cours du temps et sous l'influence de facteurs physiologiques, comme la teneur en oxygène résiduelle dans le muscle. Ce travail améliore la compréhension des mécanismes de décoloration, en liant explicitement la structure du muscle (diffusion d'O₂) et l'oxydation, deux déterminants de l'effet matrice de la viande.

La modélisation des interactions moléculaires s'appuie sur des outils bio-informatiques et des bases de données permettant, par exemple, de simuler l'hydrolyse d'une protéine à partir de sa séquence et des sites théoriques de coupure d'enzymes digestives. Ainsi, les étapes de digestion gastrique (pepsine) puis intestinale (trypsine, chymotrypsine) peuvent être reproduites *in silico*. Pour être fiables, ces approches doivent toutefois être confrontées à des données *in vivo*. Sayd *et al.* (2018) ont combiné digestion *in vivo* chez le mini-porc et modélisation *in silico* afin d'évaluer la libération de peptides bioactifs. Leur étude montre la complémentarité des deux approches : les données expérimentales améliorent les prédictions du modèle, tandis que le modèle permet d'identifier des peptides potentiels non détectés *in vivo*, illustrant l'intérêt des modèles hybrides. Ce type d'approche ouvre des perspectives pour comprendre la biodisponibilité et les effets potentiels sur la santé, la conformation des peptides jouant un rôle clé dans leur devenir (Bock *et al.*, 2013).

V. MODELISATION DE LA BIODISPONIBILITE EN NUTRIMENTS

La biodisponibilité des nutriments de la viande résulte en grande partie de son effet matrice, mais son évaluation repose sur des études *in vivo* souvent difficiles à conduire. Pour cette raison, différentes approches de modélisation ont été développées : modèles empiriques fondés sur des données expérimentales, modèles mécanistes simulant digestion et absorption intestinale, analyses statistiques multivariées et plus récemment outils d'intelligence artificielle.

Plusieurs modèles empiriques visent spécifiquement à prédire la biodisponibilité du fer en fonction de la composition d'un repas. De Carli *et al.* (2018) ont comparé cinq modèles majeurs

(Tableau 2). Le premier, proposé par Monsen *et al.* (1978), prend en compte les activateurs du fer ; Hallberg et Hulthén (2000) ont ensuite proposé un modèle basé sur un repas de référence, intégrant des facteurs correctifs en présence d'activateurs (vitamine C) ou d'inhibiteurs (calcium, polyphénols, phytates). Leur algorithme inclut aussi un coefficient reflétant le « facteur viande ». Jugé le plus performant dans plusieurs synthèses (Conway *et al.*, 2007 ; Armah *et al.*, 2013 ; De Carli *et al.*, 2018), ce modèle a notamment été utilisé pour estimer la faible biodisponibilité du fer dans un plat traditionnel riche en polyphénols à base de corète (Njoumi *et al.*, 2016).

ENCADRE 3

Un amplificateur empirique. Dans les modèles de prédiction de la biodisponibilité du fer, un coefficient multiplicateur est attribué à la présence de viande. Ce « facteur viande » reflète l'effet empirique d'amélioration de l'absorption du fer non héminique lorsqu'il est consommé dans un repas contenant de la viande.

Tableau 2 : Résumé des caractéristiques de 5 modèles permettant d'étudier la biodisponibilité du fer

(d'après De Carli et al., (2018))

Base de calcul	Facteurs alimentaires ajustant l'absorption du fer non héminique	Facteurs alimentaires ajustant l'absorption du fer héminique	Ajustement selon le statut en fer corporel de l'individu	Auteurs
Repas	Viandes cuites, vitamine C	Aucun	Les absorptions du fer héminique et non héminique sont corrigées en fonction des réserves corporelles en fer (0, 250, 500 et 1000 mg), grâce à des coefficients de correction spécifiques.	Monsen <i>et al.</i> , 1978
Repas	Viandes crues, vitamine C, alcool, phytates phosphoriques, calcium, polyphénols, protéines de soja, œufs	Calcium	Les absorptions du fer héminique et non héminique sont corrigées selon la concentration en ferritine sérique, au moyen de deux équations indépendantes.	Hallberg et Hulthén, 2000
Repas	Viandes cuites, vitamine C, acide phytique	Aucun	L'absorption du fer non héminique est corrigée en fonction de la concentration en ferritine sérique (selon une équation proposée par Cook et Monsen, 1976). Aucun terme de correction n'est prévu pour le fer héminique ; on applique un facteur fixe de 25% pour l'absorption du fer héminique (Institute of Medicine, IOM).	Reddy <i>et al.</i> , 2006
Régimes alimentaires complets	Viandes cuites, vitamine C, acide phytique, calcium, équivalents thé et café	Aucun	L'absorption du fer non héminique est corrigée en fonction de la concentration en ferritine sérique (équation intégrée au modèle). Aucun terme de correction n'est prévu pour le fer héminique ; on applique un facteur fixe de 25% pour l'absorption du fer héminique (IOM).	Armah <i>et al.</i> , 2013
Régimes alimentaires complets	Régimes classés en 3 types : Standard (auto-sélection) Avec inhibiteurs (calcium élevé, vitamine C faible, pas de viande) Avec promoteurs (calcium faible, vitamine C élevée, riche en viande)	Aucun	L'absorption du fer non héminique est corrigée en fonction de la concentration en ferritine sérique (équation intégrée au modèle). Aucun terme de correction n'est prévu pour le fer héminique ; on applique un facteur fixe de 25% pour l'absorption du fer héminique (IOM).	Collings <i>et al.</i> , 2013

En complément des approches empiriques, des modèles mécanistes ont été développés pour étudier l'influence des procédés technologiques sur la forme du fer dans la viande et sa biodisponibilité (Gandemer *et al.*, 2020). Ils permettent notamment d'intégrer différents modes de cuisson et de simuler la conversion entre fer héminique et non héminique. Toutefois, les estimations peuvent varier selon le type de modèle (Beard *et al.*, 2007), d'où la nécessité de poursuivre les développements afin d'y intégrer la diversité des régimes alimentaires et le « facteur viande » (van Wonderen *et al.*, 2023).

Concernant le zinc, dont la viande fournit une source hautement assimilable, des modèles ont également été élaborés pour intégrer l'influence du régime alimentaire. Miller *et al.* (2007) ont proposé un premier modèle reliant zinc absorbé, zinc ingéré et

phytates, puis l'ont amélioré en y ajoutant calcium, fer et protéines (Miller *et al.*, 2013), révélant un effet positif du calcium et des protéines. L'application de ce modèle à des données de consommation en Colombie a mis en évidence un risque de carence supérieur à celui prédit par les apports seuls (Alvarez-Bustamante *et al.*, 2025), entraînant ainsi une révision des recommandations locales.

La modélisation de la biodisponibilité des vitamines issues de la viande concerne surtout la vitamine B12, dont l'absorption dépend d'un système de transport spécifique impliquant le facteur intrinsèque et des récepteurs iléaux (Guéant *et al.*, 2022). Ce système étant saturable, la biodisponibilité suit une dynamique de saturation pouvant être représentée par une équation de type Michaelis-Menten (Devi *et al.*, 2020).

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Le développement de modèles fiables de l'effet matrice de la viande nécessite une meilleure caractérisation de sa structure, l'intégration des interactions avec les co-aliments et la prise en compte des aspects métaboliques liés à la digestion. Le principal défi consiste à relier, dans une approche vraiment intégrée, structure, procédés de transformation et biodisponibilité des nutriments. Une telle vision holistique demandera des collaborations interdisciplinaires et des données expérimentales capables d'alimenter des modèles interconnectés. L'intelligence artificielle (IA) peut contribuer à l'étude de la modélisation et de la prédiction de la biodisponibilité des nutriments de la viande. En effet, l'IA peut renforcer la modélisation

de la biodisponibilité des nutriments de la viande en intégrant des interactions complexes difficiles à représenter avec les approches empiriques ou mécanistes. Elle permet de valoriser de grands jeux de données, d'améliorer la prédiction interindividuelle et d'identifier de nouveaux déterminants, comme des peptides bioactifs ou des facteurs nutritionnels émergents. L'IA peut également contribuer à optimiser les procédés technologiques influençant l'effet matrice. Toutefois, ses performances dépendent de la qualité des données disponibles et l'opacité de certains algorithmes limite encore leur interprétation et leur validation biologique ainsi que leur champ d'application réglementaire.

Références

- Alvarenga, T.I.R.C.; Hopkins, D.L.; Morris, S.; McGilchrist, P.; Fowler, S.M. (2021) Intramuscular fat prediction of the semimembranosus muscle in hot lamb carcasses using NIR. *Meat Science* 2021, 181, 108404. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2020.108404>
- Alvarez-Bustamante, J. A.; Muñoz, A. M. (2025) Modeling Zinc Absorption in the Adult Population of Colombia: Insights for Nutritional Evaluation and Intervention Strategies. *Biological Trace Element Research*, 203 (1), 105–112. <https://doi.org/10.1007/s12011-024-04180-x>.
- Andueza, D.; Listrat, A.; Durand, D.; Normand, J.; Mourot, B.P.; Gruffiat, D. (2019) Prediction of beef meat fatty acid composition by visible-near-infrared spectroscopy was improved by preliminary freeze-drying. *Meat Science*, 158, 107910. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2019.107910>
- Armah, S. M.; Carriquiry, A.; Sullivan, D.; Cook, J. D.; Reddy, M. B. (2013) A Complete Diet-Based Algorithm for Predicting Nonheme Iron Absorption in Adults^{1,2}. *The Journal of Nutrition*, 143 (7), 1136–1140. <https://doi.org/10.3945/jn.112.169904>.
- Bauer, A.; Scheier, R.; Eberle, T.; Schmidt, H. (2016) Assessment of tenderness of aged bovine gluteus medius muscles using Raman spectroscopy. *Meat Science*, 115, 27-33. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2015.12.020>

Beard, J. L.; Murray-Kolb, L. E.; Haas, J. D.; Lawrence, F. (2007) Iron Absorption Prediction Equations Lack Agreement and Underestimate Iron Absorption. *The Journal of Nutrition*, 137 (7), 1741–1746. <https://doi.org/10.1093/jn/137.7.1741>.

Bock, J. E.; Gavenonis, J.; Kritzer, J. A. (2013) Getting in Shape: Controlling Peptide Bioactivity and Bioavailability Using Conformational Constraints. *ACS Chemical Biology Journal*, 8 (3), 488–499. <https://doi.org/10.1021/cb300515u>.

Bollaert, M.; Coppin, G. (2024) Vers l'XAI Sémantique – La Troisième Vague de l'intelligence Artificielle Explicable. *IngeCog*, 7 (2), 27–50. <https://doi.org/10.21494/ISTE.OP.2024.1147>.

Capuano, E.; Oliviero, T.; Van Boekel, M. A. J. S. (2018) Modeling Food Matrix Effects on Chemical Reactivity: Challenges and Perspectives. *Critical Reviews in Food Science and Nutrition*, 58 (16), 2814–2828. <https://doi.org/10.1080/10408398.2017.1342595>.

Chen, Q.; Xie, Y.; Yu, H.; Guo, Y.; Yao, W. (2023) Non-destructive prediction of colour and water-related properties of frozen-thawed beef meat by Raman spectroscopy coupled multivariate calibration. *Food Chemistry*, 413, 135513. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.135513>

Collings, R.; Harvey, L.J.; Hooper, L.; Hurst, R.; Brown, T.J.; Ansett, J.; King, M.; Fairweather-Tait, S.J. (2013) The absorption of iron from whole diets: a systematic review. *American Journal of Clinical Nutrition*, 98 (1), 65–81. <https://doi.org/10.3945/ajcn.112.050609>

Conway, R. E.; Powell, J. J.; Geissler, C. A. (2007) A Food-Group Based Algorithm to Predict Non-Heme Iron Absorption. *International Journal of Food Sciences and Nutrition*, 58 (1), 29–41. <https://doi.org/10.1080/09637480601121250>.

Cook, J.D. ; Monsen, E.R. (1976) Food iron absorption in human subjects. III. Comparison of the effect of animal proteins on nonheme iron absorption. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 29 (8), 859–867. <https://doi.org/10.1093/ajcn/29.8.859>

Cui, J.; Li, K.; Lv, Y.; Liu, S.; Cai, Z.; Luo, R.; Zhang, Z.; Wang, S. (2024) Development of a new hyperspectral imaging technology with autoencoder-assisted generative adversarial network for predicting the content of polyunsaturated fatty acids in red meat. *Computers and Electronics in Agriculture*, 220, 108842. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108842>

Daudin, J. D. et Kuitche A. (1996) Modelling of temperature and weight loss kinetics during meat chilling for time-variable conditions using an analytical based method – III. Calculations versus measurements on pork carcass hindquarters. *Journal of Food Engineering*, 29, 39–62. [https://doi.org/10.1016/0260-8774\(95\)00063-1](https://doi.org/10.1016/0260-8774(95)00063-1)

De Carli, E.; Dias, G. C.; Morimoto, J. M.; Marchioni, D. M. L.; Colli, C. (2018) Dietary Iron Bioavailability: Agreement between Estimation Methods and Association with Serum Ferritin Concentrations in Women of Childbearing Age. *Nutrients*, 10 (5), 650. <https://doi.org/10.3390/nu10050650>.

Devi, S.; Pasanna, R. M.; Shamshuddin, Z.; Bhat, K.; Sivadas, A.; Mandal, A. K.; Kurpad, A. V. (2020) Measuring Vitamin B-12 Bioavailability with [13C]-Cyanocobalamin in Humans. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 112 (6), 1504–1515. <https://doi.org/10.1093/ajcn/nqaa221>.

Dixit, Y.; Hitchman, S.; Hicks, T.M.; Lim, P.; Wong, C.K.; Holibar, L.; Gordon, K.C.; Loeffen, M.; Farouk, M.M.; Craigie, C.R.; Reis, M.M. (2021a) Non-invasive spectroscopic and imaging systems for prediction of beef quality in a meat processing pilot plant. *Meat Science*, 181, 108410. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2020.108410>

Dixit, Y.; Al-Sarayreh, M.; Craigie, C.R.; Reix, M.M. (2021b) A global calibration model for prediction of intramuscular fat and pH in red meat using hyperspectral imaging. *Meat Science*, 181, 108405. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2020.108405>

EDPS - European Data Protection Supervisor (2023) TechDispatch: Explainable Artificial Intelligence; *TechDispatch Reports*; Publications Office: LU.

Farouk, M. M.; Wu, G.; Frost, D. A.; Staincliffe, M.; Knowles, S. O. (2019) Factors Affecting the Digestibility of Beef and Consequences for Designing Meat-Centric Meals. *Journal of Food Quality*, 1–11. <https://doi.org/10.1155/2019/2590182>.

Fowler, S.M.; Schmidt, H.; Ven van de, R.; Wynn, P.; Hopkins, D.L. (2015) Predicting meat quality traits of ovine m. semibranosus, both fresh and following freezing and thawing, using a hand held Raman spectroscopic device. *Meat Science*, 108, 138–144. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2015.06.010>

Fowler, S.M.; Schmidt, H.; Ven van de, R.; Hopkins, D.L. (2018) Preliminary investigation of the use of Raman spectroscopy to predict meat and eating quality traits of beef loins. *Meat Science*, 138, 53–58. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2018.01.002>

Gandemer, G.; Scislawski, V.; Portanguen, S.; Kondjoyan, A. (2020) The Impact of Cooking of Beef on the Supply of Heme and Non-Heme Iron for Humans. *Food and Nutrition Sciences*, 11 (07), 629–648. <https://doi.org/10.4236/fns.2020.117045>.

Gredell, D.A.; Schroeder, A.R.; Belk, K.E.; Broeckling, C.D.; Heubeger, A.L.; Kim, S.Y.; King, D.A.; Shackelford, S.D.; Sharp, J.L.; Wheeler, T.L.; Woerner, D.R.; Prenni, J.E. (2019) Comparison of machine learning

- algorithms for predictive modeling of beef attributes using rapid evaporative ionization mass spectrometry (REIMS) data. *Scientific Reports*, 9, 5721. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-40927-6>
- Guéant, J.L.; Guéant-Rodriguez, R.M.; Alpers, D.H. (2022) Vitamin B12 Absorption and Malabsorption. *Vitamins and Hormones*, 119, 241–274. <https://doi.org/10.1016/bs.vh.2022.01.016>.
- Guy, F.; Prache, S.; Thomas, A.; Bauchart, D.; Andueza, D. (2011) Prediction of lamb meat fatty acid composition using near-infrared reflectance spectroscopy (NIRS). *Food Chemistry*, 127, 1280–1286. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2011.01.084>
- Hallberg, L.; Hulthén, L. (2000) Prediction of Dietary Iron Absorption: An Algorithm for Calculating Absorption and Bioavailability of Dietary Iron. *The American Journal of Clinical Nutrition*, 71 (5), 1147–1160. <https://doi.org/10.1093/ajcn/71.5.1147>.
- Harkouss, R.; Chevarin, C.; Daudin, J.-D.; Sicard, J.; Mirade, P.-S. (2018) Development of a Multi-Physical Finite Element-Based Model That Predicts Water and Salt Transfers, Proteolysis and Water Activity during the Salting and Post-Salting Stages of the Dry-Cured Ham Process. *Journal of Food Engineering*, 218, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2017.09.004>.
- Kamruzzaman, M.; ElMasry, G.; Sun, D.W.; Allen, P. (2012) Prediction of some quality attributes of lamb meat using near-infrared hyperspectral imaging and multivariate analysis. *Analytica Chimica Acta*, 714, 57–67. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2011.11.037>
- Kondjoyan, A.; Sicard, J.; Badaroux, M.; Gatellier, P. (2022) Kinetics Analysis of the Reactions Responsible for Myoglobin Chemical State in Meat Using an Advanced Reaction–Diffusion Model. *Meat Science*, 191, 108866. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2022.108866>.
- Kondjoyan, A.; Chevolleau, S.; Grève, E.; Gatellier, P.; Santé-Lhoutellier, V.; Bruel, S.; Touzet, C.; Portanguen, S.; Debrauwer, L. (2010) Modelling the Formation of Heterocyclic Amines in Slices of Longissimus Thoracis and Semimembranosus Beef Muscles Subjected to Jets of Hot Air. *Food Chemistry*, 123 (3), 659–668. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2010.05.028>.
- Kovácsné Oroszvári, B.; Bayod, E.; Sjöholm, I.; Tornberg, E. (2006) The Mechanisms Controlling Heat and Mass Transfer on Frying of Beefburgers. III. Mass Transfer Evolution during Frying. *Journal of Food Engineering*, 76 (2), 169–178. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.05.018>.
- Kovácsné Oroszvári, B.; Sjöholm, I.; Tornberg, E. (2005) The Mechanisms Controlling Heat and Mass Transfer on Frying of Beefburgers. I. The Influence of the Composition and Comminution of Meat Raw Material. *Journal of Food Engineering*, 67 (4), 499–506. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2004.05.017>.
- Kuitché, A.; Daudin, J. D. (1995) Analyse expérimentale et modélisation des cinétiques de température et de perte de poids de carcasses de lapin pendant la réfrigération. *International Journal of Refrigeration*, 18 (4), 258–271. [https://doi.org/10.1016/0140-7007\(95\)96864-3](https://doi.org/10.1016/0140-7007(95)96864-3).
- Kuitché, A.; Daudin, J. D.; Letang, G. (1996) Modelling of Temperature and Weight Loss Kinetics during Meat Chilling for Time-Variable Conditions Using an Analytical-Based Method - I. The Model and Its Sensitivity to Certain Parameters. *Journal of Food Engineering*, 28 (1), 55–84. [https://doi.org/10.1016/0260-8774\(95\)00028-3](https://doi.org/10.1016/0260-8774(95)00028-3).
- Lambe, N.R.; McLean, K.A.; Gordon, J.; Evans, D.; Clelland, N.; Bunger, L. (2017) Prediction of intramuscular fat content using CT scanning of packaged lamb cuts and relationships with meat eating quality. *Meat Science*, 123, 112–119. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2016.09.008>
- Li, C.; Jin, Y. (2023) Digestion of Meat Proteins in a Human-Stomach: A CFD Simulation Study. *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, 83, 103252. <https://doi.org/10.1016/j.ifset.2022.103252>.
- Meurillon, M.; Angénieux, M.; Mercier, F.; Blinet, P.; Chaloin, L.; Chevolleau, S.; Debrauwer, L.; Engel, E. (2020) Mitigation of Heterocyclic Aromatic Amines in Cooked Meat. Part I: Informed Selection of Antioxidants Based on Molecular Modeling. *Food Chemistry*, 331, 127264. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.127264>.
- Miller, L. V.; Krebs, N. F.; Hambidge, K. M. (2007) A Mathematical Model of Zinc Absorption in Humans As a Function of Dietary Zinc and Phytate .2. *The Journal of Nutrition*, 137 (1), 135–141. <https://doi.org/10.1093/jn/137.1.135>.
- Miller, L. V.; Krebs, N. F.; Hambidge, K. M. (2013) Mathematical Model of Zinc Absorption: Effects of Dietary Calcium, Protein and Iron on Zinc Absorption. *British Journal of Nutrition*, 109 (4), 695–700. <https://doi.org/10.1017/S000711451200195X>.
- Mirade, P. S.; Portanguen, S.; Sicard, J.; De Souza, J.; Musavu Ndob, A.; Hoffman, L. C.; Goli, T.; Collignan, A. (2020) Impact of Tumbling Operating Parameters on Salt, Water and Acetic Acid Transfers during Biltong-Type Meat Processing. *Journal of Food Engineering*, 265, 109686. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2019.109686>.
- Mirade, P.-S.; Kondjoyan, A.; Daudin, J.-D. (2002) Three-Dimensional CFD Calculations for Designing Large Food Chillers. *Computers and Electronics in Agriculture*, 34 (1–3), 67–88. [https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(01\)00180-6](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(01)00180-6).

- Mirade, P.-S.; Picgirard, L. (2006) Improvement of Ventilation Homogeneity in an Industrial Batch-Type Carcass Chiller by CFD Investigation. *Food Research International*, 39 (8), 871–881. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2006.05.002>.
- Monsen, E.R.; Hallberg, L.; Layrisse, M.; Hegsted, D.M.; Cook, J.D.; Mertz, W.; Finch, C.A. (1978) Estimation of available dietary iron. *American Journal of Clinical Nutrition*, 31(1), 134–141. <https://doi.org/10.1093/ajcn/31.1.134>
- Musavu Ndob, A.; Lebert, A. (2018) Prediction of PH and Aw of Pork Meat by a Thermodynamic Model: New Developments. *Meat Science*, 138, 59–67. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2017.11.017>.
- Njoumi, S.; Bellagha, S.; Amiot-Carlin, M. J.; Icard-Vernière, C.; Mouquet-Rivier, C. (2016) Evaluation de la teneur en fer et de sa biodisponibilité d'un plat traditionnel méditerranéen à base de Corète. *Journées francophones de nutrition Montpellier, France*.
- Palmada, N.; Hosseini, S.; Avci, R.; Cater, J. E.; Suresh, V.; Cheng, L. K. (2023) A Systematic Review of Computational Fluid Dynamics Models in the Stomach and Small Intestine. *Applied Sciences*, 13 (10), 6092. <https://doi.org/10.3390/app13106092>.
- Patel, N.; Toledo-Alvarado, H.; Bittante, G. (2021) Performance of different portable and hand-held near-infrared spectrometers for predicting beef composition and quality characteristics in the abattoir without meat sampling. *Meat Science*, 178, 108518. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2021.108518>
- Pu, H.; Sun, D.W.; Ma, J.; Liu, D.; Kamruzzaman, M. (2014) Hierarchical variable selection for predicting chemical constituents in lamb meats using hyperspectral imaging. *Journal of Food Engineering*, 143, 44–52. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2014.06.025>
- Reddy, M.B.; Hurrell, R.F.; Cook, J.D. (2006) Meat consumption in a varied diet marginally influences nonheme iron absorption in normal individuals. *The Journal of Nutrition*, 136 (3), 576–81. <https://doi.org/10.1093/jn/136.3.576>
- Ripoll, G.; Lobon, S.; Joy, M. (2018) Use of visible and near infrared reflectance spectra to predict lipid peroxidation of light lamb meat and discriminate dam's feeding systems. *Meat Science*, 143, 24–29. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2018.04.006>
- Rivera Del Rio, A.; Van Der Wielen, N.; Gerrits, W. J. J.; Boom, R. M.; Janssen, A. E. M. (2022) In Silico Modelling of Protein Digestion: A Case Study on Solid/Liquid and Blended Meals. *Food Research International*, 157, 111271. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2022.111271>.
- Sarmanho Freitas, C.; Andrade Pereira, A.; do Nascimento Monteiro, S.; Serrao, G.X.; Carneiro Araujo, J.; de Mesquita Nunes, M.P.; Santos dos Santos, H.A.; Guimaraes de Carvalho Rodrigues, T.C.; Rodrigues da Silva, J.A.; Chaves Daher, L.C.; Maciel e Silva, A.G.; Conceição da Silva, W.; Bezerra da Silva, A.S.; Lourenço-Junior, J.B. (2025) Relationship between attributes extracted from carcass image: Prediction of carcass tissue characteristics and meat quality of hair sheep lambs. *Small Ruminant Research*, 244, 107448. <https://doi.org/10.1016/j.smallrumres.2025.107448>
- Sayd, T.; Dufour, C.; Chambon, C.; Buffière, C.; Remond, D.; Santé-Lhoutellier, V. (2018) Combined in Vivo and in Silico Approaches for Predicting the Release of Bioactive Peptides from Meat Digestion. *Food Chemistry*, 249, 111–118. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2018.01.013>.
- Sicard, J.; Mirade, P.-S.; Portanguen, S.; Clerjon, S.; Kondjoyan, A. (2018) Simulation of the gastric digestion of proteins of meat bolus using a reaction–diffusion model. *Food & Function*, 9 (12), 6455–6469. <https://doi.org/10.1039/C8FO01120F>
- Sicard, J.; Barbe, S.; Boutrou, R.; Bouvier, L.; Delaplace, G.; Lashermes, G.; Théron, L.; Vitrac, O.; Tonda, A. (2023) A Primer on Predictive Techniques for Food and Bioresources Transformation Processes. *Journal of Food Process Engineering*, 46 (5), e14325. <https://doi.org/10.1111/jfpe.14325>.
- Van Der Sman, R. G. M. (2007) Soft Condensed Matter Perspective on Moisture Transport in Cooking Meat. *AIChE Journal*, 53 (11), 2986–2995. <https://doi.org/10.1002/aic.11323>.
- Van Wonderen, D.; Melse-Boonstra, A.; Gerdessen, J. C. (2023) Iron Bioavailability Should Be Considered When Modeling Omnivorous, Vegetarian, and Vegan Diets. *The Journal of Nutrition*, 153 (7), 2125–2132. <https://doi.org/10.1016/j.tjnnt.2023.05.011>.
- Wang, C.; Wang, S.; He, X.; Wu, L.; Li, Y.; Guo, J. (2020) Combination of spectra and texture data of hyperspectral imaging for prediction and visualization of palmitic acid and oleic acid contents in lamb meat. *Meat Science*, 169, 108194. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2020.108194>
- Zhang, L.; Sun, B.; Xie, P.; Li, H.; Su, H.; Sha, K.; Huang, C.; Lei, Y.; Liu, X.; Wang, H. (2014) Using near infrared spectroscopy to predict the physical traits of Bos grunniens meat. *LWT – Food Science and Technology*, 64, 602–608. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2015.06.022>