

[SLIDES 1 & 2]

L'objectif de ces notes est de présenter les résultats de l'étude de marché sur l'internationalisation des ventes de poulets.

[SLIDE 2]

Après avoir brièvement rappelé le contexte Européen et international actuel du marché du poulet, on présentera les sources de données utilisées ainsi que les critères qui ont présidé au choix des indicateurs de départ, et les traitements qui ont été appliqués afin d'assurer la qualité des données avant leur export. On présentera ensuite 3 méthodes différentes de regroupement de ces pays, avant d'évaluer la position de ces différents groupes vis-à-vis d'un nombre de variables plus restreint que celui de départ, et de conclure sur quelques pistes à explorer pour relever les défis qui vont se présenter à notre industrie d'ici à la fin de la décennie.

[SLIDE 3]

Tout d'abord, donc, un rapide tour d'horizon de quelques indicateurs clés en Europe et dans le monde. Le marché de la volaille est resté porteur malgré la pandémie. 7 volailles sur 10 produites en France (et 8.5 sur 10 en Europe) sont des poulets, donc quand on parle du marché de la volaille, on parle en fait surtout du marché du poulet – ces 2 termes étant assez interchangeables. La dinde, qui arrive en 2^{ème} position, ne représente qu'environ 1 volaille sur 10 produite en France et dans l'UE et est un marché beaucoup plus saisonnier. La volaille a surpassé le porc en 2017 pour devenir la viande la plus consommée dans le monde, et l'OCDE estime que le taux de croissance du marché global sera d'au moins 1.5% par an jusqu'en 2027. Les exportations françaises vers l'UE à 27 ont cru de 14% en 2021, et la FAO estime que d'ici à 2030, 41% des protéines carnées consommées dans le monde seront d'origine volaillière, ce qui est colossal. La filière française se caractérise par la qualité de sa production, avec 26% des poulets de chair produits sous charte de qualité, et la plus faible empreinte carbone de toutes les viandes produites. Le poulet français s'exporte bien, avec plus d'1 volaille sur 10 consommée en Europe produite en France, et plus d'1 poulet sur 3 produits en France destinés à l'exportation.

[SLIDE 4]

Les données qui nous ont été fournies au départ étant un peu anciennes et limitées, elles ont été rafraîchies en utilisant diverses sources en libre accès, et notamment le

site de la FAO et le site de big data analytics de l'Université d'Oxford. Au cas par cas, d'autres sources ont été utilisées pour combler quelques données ponctuellement manquantes dans les fichiers de la FAO. Toutes les données utilisées dans cette analyse datent donc de 2020, année la plus récente disponible au premier semestre 2023, à l'exception d'un indicateur daté de 2019.

[SLIDE 5]

Nous sommes donc partis de la liste des pays selon la nomenclature de la FAO, d'où nous avons extrait les noms et les codes ISO sur 3 lettres, pour permettre des jointures sur des données externes à la FAO, où les noms des pays ne sont pas toujours standardisés. Dans le choix des pays et des indicateurs a été guidé par des critères Politiques, Économiques, Sociologiques, Technologiques, Environnementaux et Légaux, ce que l'on désigne généralement par l'acronyme PESTEL.

On a alors procédé à un certain nombre d'exclusions :

- Les pays sur la liste noire du GAFI, avec lesquels il est trop difficile de commercer ;
- La Russie, non seulement parce qu'elle est bannie du système de paiements internationaux SWIFT depuis février 2022, mais surtout parce qu'elle impose un embargo sur l'importation de viandes européennes depuis 2014 ;
- La France, puisque notre étude porte sur les marchés d'export ;
- Les dépendances administratives d'autres pays (par exemple les collectivités françaises d'outre-mer comme la Guadeloupe, la Martinique etc...) ainsi que les doublons (comme la Chine, qui apparaît plusieurs fois dans la liste sous des dénominations différentes) ; et enfin
- Les petits pays insulaires en voie de développement, qui offrent des perspectives économiques trop restreintes dans un contexte de flambée des coûts du fret, particulièrement maritime.

En revanche, l'Ukraine a été conservée dans l'analyse malgré la guerre actuelle, ainsi que les pays imposant à l'heure actuelle un embargo sur le poulet européen à cause de la grippe aviaire – ces situations étant on l'espère destinées à se résoudre à court ou moyen terme. Concernant le choix des indicateurs, nos recherches préparatoires ont montré que les déterminants de la consommation de viande de volaille sont nombreux et complexes. Dans les pays développés, ce sont les qualités gustatives et nutritionnelles qui sont les déterminants essentiels de la consommation, ainsi que la

facilité de préparation, avec dans une moindre mesure l'argument écologique (empreinte carbone moindre) et le prix (plus faible que d'autres sources de protéines carnées comme le bœuf). La croissance de la consommation vient donc surtout d'un transfert depuis d'autres sources de protéines carnées, la consommation de protéines animales totales étant relativement inélastique au PIB. Dans les pays en développement en revanche, l'accroissement de la consommation est positivement corrélé à l'accroissement du PIB, et touche toutes les protéines carnées, mais en premier lieu le poulet, bien meilleur marché, et l'élasticité de la demande au prix est beaucoup plus forte, l'argument santé ou écologique ne figurant pas vraiment dans les préoccupations du consommateur. Les indicateurs retenus pour chaque pays couvrent donc des aspects aussi variés que le niveau de développement économique, la santé publique, la stabilité politique et l'ouverture commerciale, les habitudes alimentaires, la taille du marché et son taux de croissance ou la balance commerciale de la filière poulet – au total, 11 variables ont été considérées pour inclusion dans l'analyse finale.

[SLIDE 6]

Les données correspondant à ces indicateurs ont donc été téléchargées sur les sites que l'on a mentionnés tout à l'heure, les colonnes non pertinentes à l'analyse ont été éliminées ainsi que les doublons, et des clés primaires et étrangères ont été déterminées. Les tables de données ont ensuite été jointes à la table initiale des pays et on a procédé à des exclusions additionnelles de pays, soit en raison de leur situation politique trop instable, soit parce qu'ils ne publient pas certaines des données essentielles à notre analyse. Ici, et comme dans les méthodes de regroupement dont nous allons parler dans une minute, l'idée étant de trouver un équilibre entre le nombre d'indicateurs et le nombre de pays, afin que les résultats de l'analyse restent interprétables sans trop de difficultés. On a également procédé à la complétion de quelques données ponctuellement manquantes avant d'exporter le fichier de données final au format .csv. Voilà pour la partie retraitements, voyons à présent la partie analyse à proprement parler.

[SLIDE 7]

Nous avons mené cette analyse selon 2 axes : le premier, selon l'axe de nos pays, dont nous avons essayé de représenter les similitudes (et les différences, donc) en les représentant au sein de « groupes », de « familles » - ce que l'on appelle des clusters. Nous avons pour cela utilisé un certain nombre de modèles statistiques pour

déterminer ces clusters. La première de ces méthodes est la Classification Ascendante Hiérarchique – une expression apparemment complexe derrière laquelle se cache un concept simple, celui de déterminer quel est la distance entre un pays et son « voisin » le plus proche, pas géographiquement évidemment, mais du point de vue des indicateurs statistiques qui le décrivent (les 11 variables dont nous avons parlé précédemment). On cherche à déterminer des groupes d'individus tels que la distance entre les individus d'un même groupe soit minimale, que le groupe soit homogène, tout en étant suffisamment distinct des autres groupes. Ce type de classification se représente traditionnellement par un arbre que l'on appelle un dendrogramme, dont l'exemple le plus connu, pour ceux d'entre vous qui ont fait un peu de biologie, est l'arbre de classification phylogénétique des animaux, avec ce point de départ, l'ancêtre commun, d'où partent des « branches » pour les mammifères, les reptiles, les oiseaux etc. On voit sur cette diapositive le résultat de cette classification, dont on n'a représenté que la partie haute pour des raisons de lisibilité, car elle a autant de lignes que nous avons de pays dans notre analyse, soit 125. On voit en particulier que notre cluster du haut ne comporte que 2 pays, le Brésil et les États-Unis, dont on aura l'occasion de reparler plus loin dans les 2 autres méthodes de clustering. Le niveau de « distance » choisi entre les clusters où on veut « couper » l'arbre va nous donner plus ou moins de clusters, moins ou plus différenciés entre eux, et il faut trouver un compromis entre le nombre de clusters et le degré de distance entre eux. Ici on a choisi de garder 4 clusters. Avec 7 clusters, on aurait des groupes de pays plus petits et plus homogènes, mais aussi 2 clusters consécutifs moins distants – comme on l'a dit, c'est un compromis.

[SLIDE 8]

Et voici le résultat de ce premier découpage en groupes de nos pays ici – on commence à voir quelque chose se dessiner, avec la plupart des pays de l'UE à 27 présents dans le cluster 2, pays très similaires donc culturellement et économiquement, dans un cluster très différent du cluster 1 par exemple, qui comprend beaucoup de pays en voie de développement.

[SLIDE 9]

Si on regarde plus en détails quelques caractéristiques de ces clusters, on s'aperçoit (sur le graphique du milieu) que le groupe 4, notre groupe à 2 pays, consomme le plus de poulet par habitant, mais aussi sur le graphe de gauche qu'il a des importations

nettes très fortement négatives, donc qu'il est exportateur net de poulet – donc peut-être pas notre cible privilégiée ici. Les pays du cluster 2 en revanche (celui contenant les pays de l'UE) présentent une consommation de poulet par habitant robuste, alliée au plus haut PIB moyen par habitant, ce qui peut être intéressant pour nous – nous reviendrons dans la 3^{ème} partie sur le choix de notre cluster cible. On note également que dans chaque groupe de pays, nous avons des pays relativement éloignés des caractéristiques moyennes de leur groupe, ce que l'on appelle des « outliers », et qui sont représentés ici par des petites croix, et on le verra par la suite, ces outliers sont susceptibles d'affecter les résultats de nos méthodes de clustering, certaines y étant plus sensibles que d'autres. Si cette méthode de la Classification Ascendante Hiérarchique nous donne une première idée des pays qui ont des caractéristiques similaires, ce qu'elle ne nous dit pas en revanche, c'est quelles sont ces caractéristiques, ni quelle est le nombre de groupes de pays optimum à utiliser pour notre analyse. Pour cela, il nous faut utiliser d'autres méthodes que l'on va à présent détailler.

[SLIDE 10]

Les 2 méthodes suivantes concernent toujours notre premier axe d'analyse, la classification des pays en clusters, et sont des méthodes itératives qui cherchent à minimiser la distance entre les individus au sein d'un même cluster, ce qui revient à dire qu'elles cherchent à maximiser la différence entre les clusters – ces méthodes sont les K-means et les K-medoids ; une limite notable de ces méthodes est que rien ne garantit qu'elles vont trouver le meilleur clustering, ni même qu'elles vont le trouver à chaque fois. On s'en aperçoit d'ailleurs en faisant tourner le modèle plusieurs fois, l'ordre et le numéro des clusters change, même si leur composition reste relativement stable pour un nombre d'itérations donné. Mais ici encore ces méthodes sont incapables par elles-mêmes de décider du nombre optimal de clusters, c'est un paramètre dont nous avons dû décider avant l'implémentation. Pour cela, nous avons eu recours à des méthodes graphiques qui estiment, pour un nombre variable de clusters, quelle est la dispersion au sein des clusters – comme on l'a dit, on cherche à minimiser la dispersion au sein d'un cluster, ce qui revient à maximiser la distance entre les clusters, le tout sans avoir à utiliser un nombre trop important de clusters.

Le premier graphique à gauche s'avère malheureusement peu utile ici, car on ne perçoit pas de point d'inflexion dans la courbe qui nous aurait permis de décider du

nombre optimal de clusters dans notre modèle – cette méthode est généralement appelée « méthode du coude », mais ici clairement il n’y a pas de « coude » dans notre graphique dont la pente est relativement régulière, nous avons donc eu recours à 2 indices supplémentaires, qui nous indiquent, pour le graphique du milieu, 2, 4 et 6 commettant les meilleurs nombres de clusters et 3 et 5 comme étant acceptables, alors que le graphique de droite nous indique un clustering optimal à 3 clusters et des résultats similaires à 4 et 5 clusters, 6 clusters étant une option nettement moins bonne. 2 ou 3 clusters semblant trop peu pour une analyse comme la nôtre, trop « simplificateur », nous avons donc implémenté le premier modèle, celui des K-means, avec 4, 5 et 6 clusters pour comparer la répartition des pays qui en résultait.

- Avec 4, 5 ou 6 clusters, le Brésil et les USA appartiennent à un cluster séparé du fait de leur statut de grand exportateur net de viande de poulet. Ce résultat s'observait également pour mémoire sur le haut du dendrogramme ;
- Dans le K-means à 6 clusters, 'China, Hong Kong SAR', 'Ireland', 'Luxembourg' et 'Malta' sont séparés du cluster qui contient les autres pays européens. Leur statut de hub financier leur confère un PIB par habitant singulier mais qui ne justifie pas une analyse dans un cluster séparé pour les besoins de cette étude.

Les clusters résultant de ces 3 implémentations ne sont par ailleurs pas moins inégaux en taille à mesure que l’on fait augmenter le nombre de clusters – on retrouve toujours dans les 3 configurations notre « petit » cluster au sein duquel se trouvent le Brésil et les USA, et les nombres de pays par cluster varient de 2 à 44 pour les versions à 5 et 6 clusters, et de 2 à 51 pour la version à 4 clusters. Afin de préserver la lisibilité des résultats de cette étude, nous avons donc choisi de procéder à l’analyse en conservant 4 clusters. La méthode des K-means repose sur un nombre d’itérations, qui peut être choisi par l’utilisateur, durant lesquelles le modèle choisit un point fictif dans le nuage de points constitué par nos individus, ici nos pays, et calcule, pour le nombre de clusters spécifié, la distance de chaque point à ce « centre » fictif, et continue d’itérer jusqu’à une valeur minimale de cette distance, qui par ailleurs garantira la distance maximale entre les clusters. Les clusters produits par la Classification Ascendante Hiérarchique et le K-means sont très proches mais néanmoins pas identiques : leur ordre et leur composition sont différents, et ce résultat est normal, les deux méthodes n’aboutissant généralement pas à des résultats identiques. Cependant, si on se réfère aux différents boxplots, on constate que les caractéristiques génériques des groupes

constitués en termes de PIB par habitant, consommation de volaille, d'importations nettes etc. sont dans l'ensemble conservées.

[SLIDE 11]

Si on analyse les clusters produits par la méthode des K-means, on s'aperçoit que les pays du cluster 3, qui ont le PIB moyen par habitant le plus élevé, la 2^{ème} plus haute consommation de poulet par habitant...

[SLIDE 12]

... et le taux d'ouverture commerciale moyen le plus élevé constituent probablement la meilleure cible pour nos poulets – nous raffinerons cette analyse dans la dernière partie. Comme on l'a dit, les méthodes de clustering sont plus ou moins sensibles aux outliers, et celle des K-means, qui repose sur des distances moyennes calculées à partir d'individus centraux fictifs, y est plus sensible que celle des K-medoids par exemple, qui repose sur les distances médianes entre des individus réels. On aura l'occasion d'illustrer ces propriétés par un exemple graphique un peu plus loin.

[SLIDE 13]

Les individus centraux fictifs de nos clusters sont ce que l'on appelle des centroïdes – ils représentent les caractéristiques moyennes d'un individu d'un cluster particulier. Ici sur ce radar chart en particulier, on s'aperçoit que le pays moyen du cluster 3 se caractérise par un meilleur indice de stabilité politique, un meilleur PIB par habitant et un taux de population urbaine plus élevé que tous les autres clusters, tout en ayant une consommation élevée de poulet par habitant.

[SLIDE 14]

Cette analyse de similarité entre nos pays impose, pour être vraiment parlante, de distinguer quels sont les axes de similarité, et pour cela on a usuellement recours à une technique d'Analyse dite « en Composantes Principales », qui va nous permettre de simplifier le nombre d'axes d'information (nos 11 variables de départ) qui nous permettent de décrire différences entre nos groupes de pays en résumant ces caractéristiques à quelques axes principaux sur lesquels nous pourrions représenter graphiquement nos pays – c'est le 2^{ème} axe de notre analyse, celui de nos variables. Ici encore, l'idée est de simplifier l'information disponible en déterminant des «groupes » de variables, ce que l'on appelle des « axes factoriels », tout en conservant

suffisamment d'information pour pouvoir interpréter les résultats avec un degré de finesse approprié à l'étude qui nous concerne. Ici encore, il s'agit d'un compromis entre la simplification des données et le pourcentage de l'information initiale que ces données simplifiées permettent de restituer. Et ici encore, le modèle ne peut pas non plus décider pour l'utilisateur de la quantité d'information à garder – il faut pour cela procéder à des itérations successives du modèle avec des nombres d'axes différents et voir quelle combinaison nous permet de restituer une partie suffisamment significative de l'information. La courbe bleue sur ce graphique nous indique que si nous conservons 4 axes factoriels, nous pouvons expliquer plus de 80% des variations entre nos pays, et plus de 90% avec 6 axes d'analyse. Nous choisissons donc d'en conserver 4, 80% étant suffisamment significatifs pour nos besoins.

[SLIDE 15]

Voyons à présent de quoi sont constitués nos axes d'information. Ce sont en fait des axes composites dérivés de nos 11 variables initiales. Cette matrice montre la contribution de chacune de nos variables initiales sur un nombre d'axes variant de 1 à 11. Comme on l'a dit, les 4 premiers nous permettent de restituer près de 80% de l'information présente dans nos données de départ, et si on se réfère aux cases en rouge les plus foncées sur la première colonne à gauche, qui représente notre premier axe, on voit que cet axe est composé d'une combinaison linéaire de nos variables de départ, ici 0.41 fois la consommation quotidienne en protéines animales par habitant plus 0.38 fois la consommation de protéines de volaille par jour et par habitant plus 0.38 fois le pourcentage de population urbaine etc. Ici, pour résumer, on peut donc dire que notre premier axe est un indicateur de la demande intérieure d'un pays en poulet (qui résulte de critères d'urbanisation, d'habitudes alimentaires et de niveau de revenu) et que notre 2^{ème} axe représente la facilité de procéder à des échanges commerciaux avec ce pays, cet axe étant caractérisé par le poids de variables comme la stabilité politique, la croissance du PIB et le commerce en proportion du PIB. Pour notre analyse, il sera donc intéressant de considérer en premier lieu les pays qui figurent positivement au vu de ces 2 premiers axes d'information. Plus on se déplace vers la droite du tableau plus il est difficile d'interpréter les axes d'information, d'où l'intérêt également de ne pas en conserver trop. Ici notre 3^{ème} axe est dominé par le taux de croissance du PIB et le 4^{ème} par la balance commerciale de la filière poulet. L'analyse de ce 2nd plan factoriel est moins immédiate que celle du 1^{er} : 'axe 3 (horizontal) est difficile à interpréter car le taux de croissance en 2020 est très atypique – tous les pays

sont regroupés proches de zéro et on n'a pas nécessairement la dispersion que l'on aurait sur une année plus « normale » d'activité économique plus « normale ». L'axe 4 (vertical) est négativement corrélé aux importations nettes de poulet, dont il est positivement corrélé aux exportations nettes de poulet, donc on va retrouver dans la partie supérieure du graphique au-dessus de la ligne d'abscisse tous les grands pays exportateurs de poulet, non seulement les USA et le Brésil comme on l'a dit précédemment mais aussi la Thaïlande, la Pologne et les Pays-Bas. Cet axe a donc été utilisé pour éliminer des pays cibles dans notre stratégie Européenne phase 2 après l'Europe francophone, et ces résultats graphiques ont été analysés et utilisés dans les recommandations.

[SLIDE 16]

On peut représenter graphiquement nos 11 variables de départ sur le plan constitué par nos 2 premiers axes d'information (notre « premier plan factoriel »). L'axe horizontal représente notre premier axe factoriel, que l'on a résumé en demande intérieure de poulet ici ; on voit bien dans la partie droite du graphique que les variables consommation quotidienne de protéines animales par exemple, qui contribuent positivement à cet axe, ont une flèche qui part de l'origine vers la droite, et comme cette variable contribue également positivement à notre 2^{ème} axe factoriel, l'axe vertical, la flèche en question part vers le haut. Dans notre analyse, nous prioriserons donc les pays qui ont une relation positive à ces 2 axes et qui donc se trouvent dans le cadran supérieur droit de notre graphique. On peut faire de même pour les axes 3 et 4, chaque couple d'axes factoriels représentant un plan factoriel différent.

[SLIDE 17]

Si on représente à présent nos pays par des points individuels sur le premier plan factoriel, on obtient le graphique de gauche, où les centroïdes, les individus fictifs moyens de chaque cluster, sont représentés par des croix. Les points qui nous intéressent pour notre étude de marché sont donc plus particulièrement ceux du cluster 3, en marron ici, ce que l'on avait pressenti à l'issue de l'application de la méthode du K-means. En bas à droite, on retrouve nos 2 pays tous seuls dans leur cluster, les USA et le Brésil, et leur centroïde respectif, dont ils sont d'ailleurs équidistants, illustrant la propriété mathématique qui est à la base de ce modèle de clustering. Comme on l'a dit, la méthode des K-means est relativement sensible aux outliers, et si on se reporte au graphique de droite, qui représente la projection du clustering obtenue par la

méthode des K-médoides sur le premier plan factoriel, on s'aperçoit que le Brésil et les USA ne sont plus dans un cluster à part mais ont été incorporés dans le cluster 1, en bleu, dont le centroïde est indiqué par la flèche. La méthode du K-means a donc abouti à mettre ces 2 pays, qui sont des outliers tellement loin des autres dans les exportations de poulet, dans leur propre cluster, alors que dans la méthode des K-medoids ils sont intégrés à un cluster. On note par ailleurs dans la table en bas du graphe que la méthode des K-medoids a abouti à un nombre de pays par cluster moins inégal que la méthode des K-means. Pour une analyse comme la nôtre, le choix de la méthode de clustering n'est donc pas neutre, et on voit bien comment l'utilisation d'une méthode comme celle des K-medoids pourrait aboutir à une déperdition supplémentaire d'informations en « passant sous silence » en quelque sorte cette particularité intéressante des USA et du Brésil. Ici, clairement, la méthode des K-means est donc plus adaptée pour nous permettre de restituer une quantité d'information appropriée à notre analyse.

[SLIDE 18]

Voici à présent la projection de nos pays sur le premier plan factoriel, avec un élargissement de la partie en haut à droite qui, comme on l'a dit, contient les pays que nous voulons cibler en priorité pour nos exports de poulets, car ils représentent à la fois le meilleur potentiel en termes de demande intérieure et de facilité d'accès commerciale.

[SLIDE 19]

On a évoqué précédemment la distance de nos pays par rapport à l'individu moyen fictif de leur cluster, le centroïde, et le tableau sur la gauche représente la quantification de cette distance, que l'on appelle aussi « inertie intra-cluster » (c'est elle que l'on cherchait à minimiser en regroupant nos pays). Ici, le pays le plus proche du centroïde est le Danemark – c'est ce qu'on appelle le parangon, c'est-à-dire l'individu réel le plus proche de la moyenne du cluster.

Nos marchés cibles seront donc :

- Les pays du cluster 3, qui ont à la fois la plus forte demande intérieure en poulet et avec lesquels les échanges seront le plus facilités ;
- Ainsi que dans un second temps les pays du cluster 1 dont les caractéristiques sont proches du cluster 3, c'est-à-dire les pays d'Europe de l'Est et Centrale

tels la Roumanie, la Slovaquie, la Serbie par exemple – encore une fois, ce sont les pays qui se trouvent dans le quart supérieur droit de notre projection des pays – mais les viser supposera que l'on puisse concurrencer les niveaux de prix Polonais et Ukrainiens pour capturer des parts de marché. Une étude supplémentaire spécifique sera nécessaire à cette prise de décision.

Parmi les pays du cluster 3 :

- On privilégiera les pays d'Europe francophone et la Suisse, pour profiter de l'absence de barrières linguistique, tarifaire et sanitaire puis...
- ... les pays d'Europe non-francophones les plus consommateurs de poulet, tels que l'Autriche, l'Allemagne, l'Irlande et l'Islande et, éventuellement, la Grande-Bretagne après évaluation des surcoûts liés au Brexit ;
- Il conviendra également de surveiller l'évolution de la situation sanitaire en Europe vis-à-vis de la grippe aviaire pour décider de l'opportunité de viser des marchés plus lointains comme le Japon ou la Corée du Sud.

[SLIDE 20]

Comme on l'a dit, plus de 40% des protéines carnées seront d'origine volaillière d'ici à 2030 d'après les estimations de la FAO, donc il convient de nous positionner dès maintenant pour bénéficier de la croissance de ce marché. En particulier :

- En procédant à une étude de compétitivité-prix avant d'élargir notre liste de pays cibles. Le poulet est un produit très commoditisé où les marges sont faibles et la compétition très forte en particulier en provenance du Brésil (qui a érodé les parts de marché françaises au Maghreb et autour du Golfe Persique) et cette concurrence s'intensifiera à nouveau dès que les exports ukrainiens reprendront – rappelons que le poulet ukrainien était 50% moins cher que le poulet français avant le début de la guerre ;
- Les résultats de cette étude nous permettront de décider s'il est souhaitable de rester sur le segment du poulet standard ou s'il faut monter en gamme vers le bio/label rouge/découpes à forte valeur ajoutée si nous ne pouvons pas faire de compétition par les prix – et dans ce contexte de préoccupation accrue du consommateur pour le bien-être animal et vu les coûts de main d'œuvre en France, il est probable que notre meilleure stratégie soit une stratégie de qualité plus que de prix ; et enfin

- Un positionnement plus haut de gamme sur les découpes « nobles » comme le filet, dont le consommateur français est très friand, pourrait nous permettre également à terme de viser le marché domestique de façon plus profitable – rappelons que la France, qui est le 3^{ème} plus grand consommateur de poulet en Europe derrière le Royaume-Uni et l'Allemagne, n'est plus autosuffisante en poulet depuis 2014 et que le marché intérieur présente donc lui aussi des opportunités significatives.