



**AVIGNON**  
UNIVERSITÉ

# Rapport aide à la décision

ILSEN-ALT

**Yingqi LUO**  
**Marie ZEPHIR**

**17 avril 2024**

**Master Informatique**  
**ILSEN**

**UE** Application BI  
**ECUE** Aide à la décision

**Responsable**  
Daniel GOURION

**UFR**  
**SCIENCES**  
**TECHNOLOGIES**  
**SANTÉ**



**CENTRE**  
**D'ENSEIGNEMENT**  
**ET DE RECHERCHE**  
**EN INFORMATIQUE**  
[ceri.univ-avignon.fr](http://ceri.univ-avignon.fr)

## Sommaire

Titre	1
Sommaire	2
<b>1 Introduction</b>	<b>3</b>
<b>2 Exploration des données</b>	<b>3</b>
2.1 Description des données	4
2.2 Objectif de l'application	5
<b>3 Les méthodes</b>	<b>6</b>
3.1 Les méthodes vu en cours	6
3.1.1 Somme pondérée	6
3.1.2 Promethee I et II	6
3.1.3 Electre Is	6
3.2 Choix des méthodes	7
3.2.1 Somme pondérée	7
3.2.2 Promethee I et II	7
3.2.3 Electre Is	7
3.2.4 Topsis	8
3.3 Application des méthodes	9
3.3.1 Construction des seuils	9
3.3.2 Somme pondérée	10
3.3.3 Promethee I et II	10
3.3.4 Electre Is	12
3.3.5 Topsis	13
<b>4 Les résultats</b>	<b>14</b>
Somme pondérée	14
Promethee I et II	15
Electre Is	16
Topsis	17
<b>5 Discussion</b>	<b>17</b>
Analyse Comparative	17
Tendances et Patterns	18
Possibles améliorations	18
<b>6 Conclusion</b>	<b>19</b>
<b>Bibliographie</b>	<b>20</b>

## 1 Introduction

Dans la vie quotidienne actuelle, nous sommes souvent confrontés à diverses situations impliquant des prises de décision difficiles, que ce soit pour choisir entre les performances et les prix de différents produits, planifier le lieu de construction d'un bâtiment, voire promouvoir des réformes politiques au niveau national, etc. En raison des normes individuelles variées et des multiples facteurs influant sur les décisions, nous sommes souvent confrontés à des dilemmes. Étant donné la capacité limitée de traitement des données par l'homme, il est difficile de prendre en compte tous les aspects afin de prendre des décisions efficaces sans perdre de temps. Ainsi, face à ces problèmes, nous disposons d'un système complet : l'optimisation multi-critères, qui est un domaine de la prise de décision multi-objectifs. Il traite des problèmes d'optimisation de fonctions multi-critères, tout en étant un problème d'optimisation multi-objectifs. L'optimisation multi-critères a déjà été appliquée à de nombreux domaines scientifiques, notamment l'ingénierie, l'économie et la logistique, aidant les individus à prendre des décisions optimales lorsque deux ou plusieurs objectifs conflictuels sont en jeu.

Ce projet constitue une mise en pratique et une application des divers algorithmes d'optimisation multi-critères que nous avons étudiés jusqu'à présent. Nous appliquerons les différents algorithmes appris en classe à des situations réelles. Nous serons confrontés à des problèmes d'optimisation présentant plusieurs critères ou contraintes, et nous tenterons de trouver les solutions optimales ou les meilleures approximations possibles à ces problèmes.

Le lien vers notre dépôt git est disponible via ce lien : [Aide à la décision](#)

## 2 Exploration des données

Nous avons choisie notre propre jeu de données. Un dataset sur le pourcentage de gras consommé par pays . Notre objectif est de déterminer quel pays (en faire un classement) consomme le plus/moins de gras afin de savoir quel est le pays optimal à vivre dépendant des profils choisis. Les données ont été obtenues du site [Kaggle](#) qui est une plateforme qui fournit des jeux de données, des notebooks et des didacticiels gratuits dont les données scientifiques nécessaires pour réaliser leurs projets d'apprentissage automatique.

Jeu de données : Quel pays optimal à vivre ?

Pour notre jeu de données, nous comparons 170 pays selon 21 critères (après avoir éliminé les colonnes non pertinentes). Les critères sont évalués par des experts de 0 à 100, où 100 représente la plus forte consommation de gras et 0 la moindre. Il est également possible de regrouper les critères par catégories, telles que légumes, viandes, etc. Nous disposons d'un fichier [Fat\\_data.csv](#) contenant les informations sur les critères et les pays correspondants. La signification de chaque critère est donnée dans le fichier [Data\\_Descriptions.csv](#). Nous possédons également un fichier [Fat\\_poids.csv](#) avec les poids de chaque critère. Chaque ligne de ce fichier définit un profil contenant les préférences d'un expert pour les catégories. De plus, un fichier contenant les objectifs de chaque critère est disponible; bien que nous souhaitions maximiser tous les critères, notre algorithme est conçu pour gérer différents objectifs, que nous avons spécifiés dans le fichier [Fat\\_objective.csv](#). Chaque ligne illustre les objectifs de chaque critère pour un profil donné. Enfin, pour certaines méthodes nécessitant des seuils de préférences, que nous discuterons dans la section [3.3.1](#), nous avons le fichier d'entrée [Fat\\_seuils.csv](#).

## 2.1 Description des données

```

1 Alcoholic Beverages => nbr_zéro: 168 , min: 0.0 , max: 0.0976, median: 0.0, mean: 0.0010347058823529413
2 Animal Products => nbr_zéro: 0 , min: 5.0182, max: 36.9018, median: 20.94305, mean: 20.69571411764706
3 Animal fats => nbr_zéro: 0 , min: 0.0262, max: 14.9373, median: 3.31235, mean: 4.138450588235294
4 Aquatic Products, Others => nbr_zéro: 165 , min: 0.0 , max: 0.0511, median: 0.0, mean: 0.00045
5 Cereals - Excluding Beers => nbr_zéro: 0 , min: 0.9908, max: 18.3763, median: 3.30675, mean: 4.376547647058823
6 Eggs => nbr_zéro: 0 , min: 0.058, max: 3.2756, median: 0.8983, mean: 0.9538899999999999
7 Fish, Seafoods => nbr_zéro: 0 , min: 0.0174, max: 8.4068, median: 0.5727, mean: 0.8504370588235294
8 Fruits - Excluding Wines => nbr_zéro: 0 , min: 0.0373, max: 9.6727, median: 0.3614, mean: 0.5421170588235295
9 Meats => nbr_zéro: 0 , min: 0.9061, max: 26.4292, median: 9.259, mean: 9.494279411764705
10 Miscellaneous => nbr_zéro: 22 , min: 0.0 , max: 0.4561, median: 0.03165, mean: 0.05658941176470589
11 Milk - Excluding Butters => nbr_zéro: 0 , min: 0.1779, max: 17.7576, median: 4.9475999999999996, mean: 5.109061176470588
12 Offals => nbr_zéro: 2 , min: 0.0 , max: 0.7268, median: 0.12355, mean: 0.14890411764705883
13 Oilcrops => nbr_zéro: 0 , min: 0.064, max: 28.5639, median: 1.6889, mean: 3.327554705882353
14 Pulses => nbr_zéro: 7 , min: 0.0 , max: 2.6909, median: 0.1371, mean: 0.26103176470588235
15 Spices => nbr_zéro: 11 , min: 0.0 , max: 2.6851, median: 0.1023, mean: 0.28125058823529414
16 Starchy Roots => nbr_zéro: 0 , min: 0.0124, max: 2.1778, median: 0.08625, mean: 0.22827882352941178
17 Stimulants => nbr_zéro: 2 , min: 0.0 , max: 3.3838, median: 0.39049999999999996, mean: 0.6443788235294118
18 Sugar Crops => nbr_zéro: 160 , min: 0.0 , max: 0.1892, median: 0.0, mean: 0.004108235294117647
19 Sugar & Sweeteners => nbr_zéro: 162 , min: 0.0 , max: 0.0813, median: 0.0, mean: 0.0014070588235294116
20 Treenuts => nbr_zéro: 8 , min: 0.0 , max: 4.9756, median: 0.4524, mean: 0.698954705882353
21 Vegetal Products => nbr_zéro: 0 , min: 13.0982, max: 44.9818, median: 29.0606, mean: 29.304396470588237
22 Vegetable Oils => nbr_zéro: 0 , min: 4.9549, max: 36.4186, median: 18.19255, mean: 18.57165705882353
23 Vegetables => nbr_zéro: 0 , min: 0.0263, max: 1.1538, median: 0.24745, mean: 0.3095117647058824

```

Les données que nous avons ignorées :

Alcoholic Beverages => nombre de zéros : 168, max : 0.0976, médiane : 0.0, moyenne : 0.0010347058823529413...

Aquatic Products, Others => nombre de zéros : 165, max : 0.0511, médiane : 0.0, moyenne : 0.00045...

Les colonnes comportant un grand nombre de zéros, telles que *Alcoholic Beverages* et *Aquatic Products, Other*, ont été supprimées car elles contribuent peu à la variabilité des données, essentielle pour différencier les observations dans des analyses approfondies. Cette suppression permet de concentrer l'analyse sur des variables de plus grande variance et plus susceptibles d'affecter les résultats. En éliminant ces colonnes, nous améliorons également la pertinence et la qualité de notre jeu de données, évitant ainsi les erreurs d'interprétation de ces valeurs comme significatives alors qu'elles ne reflètent peut-être pas des caractéristiques utiles ou pertinentes.

Nous avons également exclu les colonnes suivantes de notre analyse : *Obesity, Undernourished, Confirmed, Deaths, Recovery, Active, Population, Unit (in percentage)*. Ces données ne sont pas liées au pourcentage de gras et ne concernent pas des aliments ou des catégories d'aliments. Elles étaient donc non pertinentes pour notre analyse.

Catégories	Poids catégories			Critères	Poids critères		
	Profil 1	Profil 2	Profil 3		Profil 1	Profil 2	Profil 3
Animals	0.60	0.25	0.15	Animal fats	0,030	0,002	0,010
				Animal Products	0,200	0,046	0,020
				Eggs	0,070	0,046	0,040
				Fish, Seafood	0,050	0,046	0,040
				Meat	0,200	0,046	0,020
				Offals	0,050	0,046	0,020
Vege- tables	0.15	0.25	0.37	Cereals - Excluding Beer	0,020	0,040	0,062
				Oilcrops	0,010	0,010	0,010
				Pulses	0,030	0,040	0,062
				Spices	0,010	0,030	0,020
				Starchy Roots	0,020	0,020	0,062
				Sugar Crops	0,010	0,020	0,020
				Vegetable Oils	0,010	0,010	0,010
				Vegetables	0,020	0,040	0,062
				Vegetal Products	0,020	0,040	0,062
Fruits	0.15	0.25	0.37	Fruits - Excluding Wine	0,070	0,125	0,185
				Treenuts	0,080	0,125	0,185
Others	0.10	0.25	0.11	Milk - Excluding Butter	0,020	0,080	0,020
				Miscellaneous	0,010	0,010	0,010
				Stimulants	0,030	0,080	0,040
				Sugar & Sweeteners	0,040	0,080	0,040

Table 1. Table de critères et poids

En retirant les colonnes spécifiées précédemment, nous obtenons le tableau présenté ci-dessus. Ce tableau illustre les différentes catégories de produits alimentaires et indique les poids associés à chaque catégorie pour chacun des profils.

## 2.2 Objectif de l'application

L'objectif de notre application est de trouver le pays optimal à vivre en fonction des différents profils qui ont des caractéristiques variées, tels qu'un bodybildeur, une personne lambda et un végétarien.

- Le profil 1 : Un bodybildeur préfère les viandes et les produits d'origine animale, donc il accorde davantage d'importance à la section "Animals", et moins aux autres sections.
- Le profil 2 : Une personne lambda est une personne qui se situe entre les deux profils précédents, c'est-à-dire qu'elle accorde à peu près le même poids à tous les produits.
- Le profil 3 : Un végétarien privilégie les légumes et les fruits, donc il accorde davantage d'importance à la section "Vegetables" et à la section "Fruits", et moins à la section "Animals".

Nous chercherons ainsi à déterminer le pays optimal pour chaque profil en tenant compte de leurs préférences alimentaires spécifiques.

## 3 Les méthodes

### 3.1 Les méthodes vu en cours

#### 3.1.1 Somme pondérée

La méthode de la somme pondérée (Weighted Sum Method) consiste à combiner plusieurs fonctions objectives en leur attribuant des poids différents afin de former une seule fonction objective. Plus précisément, supposons qu'il existe  $m$  fonctions objectif  $f_i(x), i = 1, \dots, m$ , nous pouvons construire une nouvelle fonction objective  $F(x)$  comme suit :

$$F(x) = \lambda_1 * f_1(x) + \lambda_2 * f_2(x) + \dots + \lambda_m * f_m(x)$$

Ici,  $\lambda_i$  représente le poids de la  $i$ -ème fonction objectif, et il est généralement exigé que la somme de tous les poids soit égale à 1.

En ajustant ces poids, différents résultats d'optimisation peuvent être obtenus.

#### 3.1.2 Promethee I et II

La méthode PROMETHEE qui signifie 'Preference ranking organization method for enrichment evaluation' est une méthode de prise de décision multicritère qui permet de classer ou sélectionner des candidats en se basant sur plusieurs critères qui peuvent être soit à maximiser ou à minimiser[3]. Cette méthode est privilégiée pour plusieurs raisons dans le cadre de la prise de décision multicritère, notamment pour sa simplicité d'utilisation, sa flexibilité et sa capacité à fournir des résultats clairs et explicites[2].

La méthode Promethee I nous permet d'avoir un pré-ordre partiel des candidats. Elle classe les actions dans l'ordre des flux positifs et négatifs. Puis elle déduit un classement de flux (maximiser  $\Phi^+$  and minimiser  $\Phi^-$ ) des actions, qui sera un préordre partiel.

La méthode Promethee II nous permet d'avoir un pré-ordre total des candidats. Elle classe les actions dans l'ordre des flux net.

#### 3.1.3 Electre Is

L'idée centrale de la méthode Electre consiste à évaluer différentes options en considérant plusieurs critères de décision. Cette méthode repose sur deux concepts principaux : la concordance et la discordance. La concordance évalue si, selon la majorité des critères, une option est préférable à une autre. La discordance, en revanche, se concentre sur l'impact significatif que peut avoir une option inférieure sur le résultat de la décision sous certains critères clés.

Elle est principalement utilisée pour résoudre des problèmes de sélection ou d'exclusion, en établissant une relation d'incomparabilité par la comparaison de chaque paire d'options. Une option est considérée comme nettement supérieure à une autre uniquement si elle est préférée sous la grande majorité des critères et qu'il n'existe pas de forte opposition sous les critères clés.

Electre Iv et Electre Is diffèrent par l'ajout de la possibilité de régler les seuils de concordance et de discordance. Lors de la comparaison de chaque critère pour chaque paire d'options, une mesure de l'acceptabilité est effectuée dans un seuil donné pour les options légèrement inférieures, ce qui évite leur exclusion directe et binaire, et affine ainsi le processus décisionnel.

## 3.2 Choix des méthodes

### 3.2.1 Somme pondérée

Le principal avantage de la somme pondérée est sa simplicité d'application, mais son principal inconvénient réside dans la difficulté à déterminer les poids  $\lambda_i$  pour chaque critère. Par conséquent, la qualité du résultat d'optimisation ne peut pas être garantie.

Dans notre cas, nous avons identifié trois caractéristiques préférentielles des utilisateurs nécessitant une solution optimale, à savoir quel pays consomme le plus ou le moins de gras afin de trouver le pays optimal à vivre. Pour chaque caractéristique préférentielle des utilisateurs, nous avons déterminé les poids correspondants pour chaque critère. Par conséquent, le problème le plus complexe lié à la méthode des pondérations et des lois n'existe plus. On peut affirmer que la méthode de somme pondérée est la plus simple et la plus rapide pour obtenir la solution optimale pour chaque caractéristique préférentielle des utilisateurs dans ce cas.

### 3.2.2 Promethee I et II

Pour notre problématique, qui est de savoir quel pays consomme le plus ou moins de gras selon trois profils différents, afin de trouver le pays optimal chacun des profils, il est clair que nous faisons face à une prise de décision multicritères car nous avons pour chaque pays, leurs taux de consommation de gras pour chaque catégorie et sous-catégories de produits alimentaires. Avec 21 critères, soit 21 sous-catégories de produits alimentaires, la méthode de Promethee nous convient amplement.

Il y a plusieurs raisons pour laquelle cette méthode est adaptée à notre cas, notamment :

- Elle est relativement simple à comprendre et à mettre en œuvre par rapport à d'autres méthodes multicritères. Sa logique de classement basée sur des fonctions de préférence est intuitive, ce qui rend les résultats faciles à interpréter.
- Elle permet d'utiliser différentes fonctions de préférence pour mieux adapter l'analyse au contexte spécifique de chaque critère. Cette flexibilité permet de modéliser avec précision les préférences de chaque profil de notre jeu de données.
- Elle fournit un classement complet ou partiel des candidats, rendant explicite la hiérarchie entre eux. Cette clarté facilite la prise de décision, afin de savoir dans quel pays, selon les profils, la population consomme le plus/moins de gras et est ainsi le pays optimal.

### 3.2.3 Electre Is

Pour cette méthode, en analysant notre jeu de données, nous avons identifié des avantages et des inconvénients comme suit :

### Avantages :

Flexibilité élevée : La méthode Electre offre une manière flexible de traiter les données quantitatives incomplètes, en particulier lorsque des critères sont en conflit. Cette approche convient parfaitement à notre structure de données, où les normes de consommation de graisses par pays peuvent être influencées par de multiples facteurs tels que le niveau de développement économique, les habitudes alimentaires ou les politiques de santé publique. Bien que ces standards soient quantifiés, ils ne peuvent pas être considérés comme totalement quantitatifs et présentent souvent des conflits entre différents critères, comme les variations absolues dans les pourcentages de consommation de graisses entre différentes catégories. Ainsi, dans la prise de décision sur de telles questions complexes, la flexibilité de la méthode Electre peut être pleinement exploitée à travers les 21 critères dans notre jeu de données.

### Inconvénients :

La difficulté de paramétrage ; en effet dans la méthode Electre, la définition des seuils de cohérence et de non-cohérence est souvent subjective, ce qui a un impact significatif sur le résultat final de la prise de décision. Cette définition requiert un jugement élevé de la part des décideurs, surtout lorsque le nombre de critères est important, rendant le paramétrage de la non-cohérence particulièrement complexe. Avec l'augmentation du nombre de critères, il devient nécessaire de considérer et de peser l'importance de chaque critère et leurs importances relatives, ce qui complique encore plus la définition des seuils de non-cohérence. L'avantage de cette méthode peut également diminuer avec l'augmentation du nombre de critères, car cela peut entraîner davantage de conflits et de chevauchements entre les critères, réduisant ainsi la clarté des avantages (c'est-à-dire les situations où une option est clairement supérieure aux autres sur certains critères), ce qui affaiblit la clarté de la décision.

### 3.2.4 Topsis

TOPSIS (Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution)[1] est une méthode qui sert à identifier la meilleure option parmi un ensemble de décisions possibles, en se basant sur la proximité de chaque option à la solution idéale et sur la distance à la solution la moins idéale. Cette méthode s'inscrit dans les techniques utilisées dans le domaine d'aide à la décision multicritères.

Son principe consiste à déterminer pour chaque alternative un coefficient compris entre 0 et 1 sur la base des distances (euclidiennes) entre chaque alternative d'une part et les solutions idéales favorable et défavorable.

Une alternative est dite **idéale favorable** si elle est la plus loin de la pire alternative et la plus proche de la meilleure alternative.

Une alternative est dite **idéale défavorable** si elle est la plus proche de la pire alternative et la plus loin de la meilleure alternative.

Pour notre jeu de données, la méthode TOPSIS est particulièrement adaptée car nous sommes également confrontés à une décision multicritère. Cette méthode est utile dans notre contexte car elle nous permet d'avoir un aperçu clair de la position de chaque



alternative par rapport aux meilleures et aux pires possibilités théoriques.

Il y a plusieurs avantages à utiliser cette méthode, notamment :

- **Efficacité** : Elle permet de traiter plusieurs critères de manière efficace, offrant un moyen rapide de déterminer la meilleure option parmi un grand nombre d'alternatives.
- **Flexibilité** : TOPSIS peut être appliqué à presque tous les types de données quantitatives et s'adapte bien aux problèmes où les critères sont contradictoires ou de nature diverse.
- **Prise en compte des extrêmes** : En considérant à la fois les solutions idéales et anti-idéales, TOPSIS garantit que le contexte complet des options est évalué, aidant ainsi à faire des choix équilibrés.

### 3.3 Application des méthodes

#### 3.3.1 Construction des seuils

Nous avons établi nous-mêmes les seuils pour nos données, en créant trois seuils distincts adaptés aux préférences spécifiques de chaque profil.

Les étapes pour établir les seuils en fonction de chaque profil sont les suivantes :

1. La médiane de chaque critère est récupérée afin de les intégrer dans un cadre générique pour chaque critère. L'objectif est d'éviter une influence excessive des valeurs extrêmes provenant de pays situés aux extrémités d'un spectre typologique spécifique.
2. Pour chaque profil, nous définissons les valeurs de seuil en pourcentage en établissant deux catégories : 'favoris' et 'non favoris', en fonction des préférences spécifiques du profil par rapport aux critères analysés. Pour la catégorie 'favoris', nous attribuons le poids le plus faible parmi les critères du profil, établissant ainsi un seuil qui délimite un cadre d'acceptation restreint pour les critères jugés importants. Inversement, pour la catégorie 'non favoris', nous utilisons le poids le plus élevé parmi les critères du profil, ce qui crée un cadre d'acceptation plus large pour les critères considérés comme moins importants. Pour les profils sans préférences marquées, nous adoptons une valeur moyenne des critères, établissant ainsi un cadre uniforme d'acceptation pour tous les critères, reflétant une équivalence dans leur importance pour le profil concerné.
3. Dans cette dernière étape, nous fixons le seuil pour chaque critère en tenant compte des préférences de chaque profil, en fonction de leurs secteurs favoris et non favoris. Nous calculons ce seuil en multipliant la médiane des valeurs de chaque critère par la valeur de seuil définie à l'étape précédente. Pour un critère appartenant à un secteur favori, le seuil correspondant est obtenu en multipliant sa médiane par la valeur du seuil 'favoris' du profil concerné. Inversement, pour un critère d'un secteur non favori, nous le multiplions par la valeur du seuil 'non favoris'. Si le profil ne présente pas de préférences spécifiques, le seuil pour chaque critère est déterminé en multipliant sa médiane par la valeur par défaut, c'est-à-dire la moyenne des valeurs de tous les critères.

### 3.3.2 Somme pondérée

Dans nos données, nous avons déterminé les poids pour chaque critère par rapport à chaque caractéristique, comme indiqué dans le tableau 1.

En suit, nous devons simplement appliquer la méthode de somme pondérée présentée dans la section 3.1.1.

### 3.3.3 Promethee I et II

Le fonctionnement de la méthode Promethee est facile à comprendre. Dans cette partie, l'explication du fonctionnement de la méthode est fournie.

Nous commençons par définir quels sont les critères et les candidats pour notre méthode. Les critères sont les différents aspects ou caractéristiques selon lesquels les candidats seront évaluées. Chaque critère a un poids reflétant son importance relative. Dans notre situation les critères sont les sous-catégories de produits alimentaires. Puis nous avons les candidats parmi lesquels le choix doit être fait. Cette fois, pour notre cas, les candidats sont les pays.

Une fois les candidats et critères définis, nous passons à la construction d'une matrice où chaque ligne représente une candidat et chaque colonne un critère. Les cellules de la matrice contiennent les évaluations de chaque candidat selon chaque critère. Donc chaque cellule contiendra le taux de consommation de gras de chaque candidat selon chaque critère.

Les poids attribués aux critères sont normalisés pour que leur somme soit égale à 1, permettant de traiter équitablement chaque critère selon son importance. La matrice de préférence est ensuite construite en suivant la méthode suivante :

Pour chaque paire  $(a_i, a_j)$ , et chaque critère  $k$ , le calcul du degré de préférence unicritère  $\pi_k(a_i, a_j)$  est fait en faisant en sorte que sa valeur soit  $\omega_k$  si  $a_i$  est strictement meilleur que  $a_j$ , 0 sinon. Puis on passe au calcul du degré de préférence multicritère  $\pi(a_i, a_j)$  qui est comme suit :

$$\pi(a_i, a_j) = \sum_{k=1}^m \pi_k(a_i, a_j) = \sum_{k: t.q. f_k(a_i) > f_k(a_j)} \omega_k$$

Une fois le tableau de préférence construit, le calcul des flux positif  $\Phi^+$  et négatif  $\Phi^-$  pour chaque candidat est fait.

Le flux positif est la somme de chaque ligne de la table de préférence.

$$\Phi^+(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1; j \neq i}^n \pi(a_i, a_j)$$

Le flux négatif est la somme de chaque colonne de la table de préférence.

$$\Phi^-(a_i) = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1; j \neq i}^n \pi(a_j, a_i)$$

Nous obtenons alors un pré-ordre partiel des candidats avec Promethee I.

Pour avoir le pré-ordre total des candidats avec Promethee II, le calcul du flux net est fait. Le calcul du flux net se fait avec l'équation suivante :

$$\Phi(a_i) = \Phi^+(a_i) - \Phi^-(a_i)$$

### Application des seuils

Les fonctions basiques de Promethee I et II peuvent parfois apparaître trop brutes, car elles ne prennent pas en compte l'ampleur selon laquelle un candidat est meilleur qu'un autre. Selon la méthode standard, si un candidat est jugé supérieur à un autre, il obtient tout le poids, ce qui peut sembler radical. Ainsi, lors de l'interprétation des résultats, nous ne savons pas précisément dans quelle mesure un candidat est meilleur ; nous ignorons si la différence est de 1 % ou de 50 %. L'application d'une fonction de préférence permet de nuancer cette différence, offrant ainsi une meilleure gradation dans l'évaluation des choix.

L'application des seuils dans la méthode de Promethee I et II offre plusieurs avantages tels que :

- **Modélisation plus réaliste des préférences**

Les seuils permettent de modéliser la préférence d'une manière qui reflète plus fidèlement la réalité des décideurs. Dans le monde réel, les décideurs ne sont pas toujours préoccupés par de petites différences dans les performances des options. Les seuils aident à distinguer entre des différences significatives qui impactent réellement la décision et des variations négligeables.

- **Amélioration de la discrimination**

Les seuils préférentiels empêchent la surévaluation de petites différences, ce qui peut conduire à une discrimination plus claire et justifiable entre les options, évitant ainsi les rangs égaux ou très proches qui peuvent survenir dans les analyses multicritères.

- **Adaptabilité aux préférences spécifiques**

En fonction des objectifs et des préoccupations des parties prenantes, les seuils peuvent être adaptés pour mettre l'accent sur certains aspects de la décision, comme la durabilité environnementale, l'efficacité économique, ou d'autres considérations stratégiques.

Pour notre jeu de données, aucun seuil préétabli ne nous a été fourni. Nous avons donc défini des seuils pour les critères de chacun des trois profils, comme décrit précédemment dans la section [3.3.1](#).

L'application des seuils se fait lors du calcul du degré de préférence unicritère  $\pi_k(a_i, a_j)$  de chaque paire  $(a_i, a_j)$ . Dans la méthode initiale nous faisons en sorte que pour chaque paire  $(a_i, a_j)$ , et chaque critère  $k$ , le calcul du degré de préférence unicritère  $\pi_k(a_i, a_j)$  est réalisé en faisant en sorte que sa valeur soit  $\omega_k$  si  $a_i$  est strictement meilleur que, 0 sinon. Mais dans la version appliquant les seuils, le calcul du degré de préférence unicritère de chaque paire  $\pi_k(a_i, a_j)$  pour chaque critère est faite en faisant en sorte que si  $a_i$  est strictement meilleur que  $a_j$  alors nous faisons la valeur absolue de la différence, que nous notons  $d_k$ , des valeurs  $a_i, a_j$ .

$$d_k = |a_i - a_j|$$

Si  $d_k$  est strictement inférieur au seuil, noté  $\varepsilon_k$  alors la valeur de  $a_i$  est la fraction de la différence et du seuil par rapport au poids,  $\omega_k$ .

$$\pi(a_i, a_j) = \frac{d_k}{\varepsilon_k} * \omega_k$$

Si  $d_k$  est égal ou supérieur à  $\varepsilon_k$  alors  $\pi(a_i, a_j)$  est égal à  $\omega_k$ .

Sinon si  $f(a_i)$  est strictement inférieur à  $f(a_j)$ ,  $\pi(a_i, a_j)$  vaut 0 avec  $f$  une fonction qui prend en compte l'objectif du critère. Soit pour un critère donné, en prenant en considération son objectif,  $a_j$  est le meilleur candidat.

$$\pi(a_i, a_j) = \begin{cases} \omega_k & \text{si } d_k \geq \varepsilon_k \\ \frac{d_k}{\varepsilon_k} * \omega_k & \text{si } d_k < \varepsilon_k \\ 0 & \text{si } f(a_i) < f(a_j) \end{cases}$$

Puis le reste de la méthode Promethee I et II reste la même.

### 3.3.4 Electre Is

1. **Commençons par lire les données.** Pour chaque profil de poids/objectif, nous calculons leurs préférences multicritères, puis retournons les résultats.

- **Effectuons des calculs un-à-un pour chaque candidat dans les données, à l'exception de lui-même.** Par exemple, nos données incluent 170 candidats, chacun représentant un pays. Cette étape consiste à calculer les correspondances un-à-un entre différents pays selon leurs données respectives (par exemple, le pays 1 avec le pays 2, et ainsi de suite, jusqu'à ce que le pays 170 corresponde au pays 1, puis au pays 2, etc.). Ces calculs impliquent d'évaluer le degré de préférence entre deux candidats, en tenant compte des objectifs de maximisation ou de minimisation pour chaque critère. Nous utilisons des seuils spécifiques pour calculer la distance de différence entre les candidats sous chaque critère. Si la différence est inférieure ou égale au seuil, ajustez le résultat en fonction de l'ampleur de la différence et du poids attribué au critère. Voici une formule de calcul des préférences impliquant les seuils :

$$\pi(a_i, a_j) = \begin{cases} \omega_k & \text{si } a_i \geq a_j \\ (1 - \frac{a_i - a_j}{\varepsilon_k}) * \omega_k & \text{si } a_i - a_j < \varepsilon_k \\ 0 & \text{si } f(a_i) < f(a_j) \end{cases}$$

(Remarque : les définitions des symboles du formulaire ci-dessus sont indiquées, comme précédemment, dans la section 3.3.3)

- **Construisons une matrice de préférences pour toutes les paires de candidats.** La matrice aura des dimensions de 170x170, où chaque ligne et chaque colonne représente un pays (de 1 à 170). Les valeurs dans la matrice, variant de 0 à 1, indiquent le degré de préférence d'un pays pour un autre.
2. **Générons un tableau de relations de surclassement à partir de la matrice de préférences.** Ce tableau est construit selon les valeurs de la matrice : une valeur supérieure à 0.5 dans une cellule indique que le pays de la ligne surclasse le pays de la colonne. Par exemple, si la valeur dans la cellule de la ligne 1 et de la colonne 2 est supérieure à 0.5, cela signifie que le pays 1 surclasse le pays 2.
  3. **Identifions les pays principaux qui ne sont surclassés par aucun autre.** À partir du tableau de relations de surclassement, nous déterminons quels sont les pays candidats qui ne sont dominés par aucun autre. Cette étape finale permet d'identifier les principaux candidats, c'est-à-dire ceux qui ne sont surclassés par aucun autre pays.

### 3.3.5 Topsis

Le fonctionnement de Topsis est simple à mettre en place. Cette section explique pas à pas comment cette méthode a été mise en oeuvre.

La première étape dans la méthode TOPSIS est la normalisation, qui permet de rendre les échelles des différents critères comparables. Cette normalisation est généralement réalisée par des méthodes linéaires ou vectorielles. Cependant, dans notre cas, nos données sont déjà exprimées en pourcentages, et la somme des valeurs de chaque ligne – c'est-à-dire pour chaque alternative à travers tous les critères – atteint 100%. Ainsi, chaque ligne est déjà calibrée sur une échelle comparable où chaque valeur représente une part ou une proportion relative à l'ensemble pour cette alternative spécifique. Les valeurs sont donc déjà interdépendantes et proportionnellement équilibrées de manière équitable.

En conséquence, la normalisation typique de TOPSIS, qui inclut souvent la division de chaque élément par la norme euclidienne de sa colonne, ne semble pas nécessaire dans notre contexte. Les critères sont déjà configurés de manière à ce que leur contribution relative à l'évaluation de chaque alternative soit clairement établie et directement comparable, sans besoin de modification supplémentaire.

La deuxième étape est la pondération des critères. Dans cette étape, on multiplie simplement toutes les entrées ( $r_{ij}$ ) de la matrice normalisée par la pondération associée à chaque critère, donc on procède par colonne.

$$r_{ij} = w_j * x_{ij}$$

Pour la troisième étape, nous identifions la solution idéale (favorable) et la solution anti-idéale (défavorable). La solution idéale, notée A+, est déterminée pour chaque critère en fonction de son objectif – maximiser ou minimiser. Pour un critère dont l'objectif est de maximiser, nous sélectionnons la valeur la plus élevée dans la colonne correspondante. Inversement, pour un critère dont l'objectif est de minimiser, la valeur la plus basse de la colonne est choisie comme étant la solution idéale. Nous appliquons le procédé pour chaque colonne de nos données.

$$A^+ = (a_1^+, a_2^+, \dots, a_n^+) \text{ où } a_j^+ = \begin{cases} \max_i r_{ij} & \text{si le critère } j \text{ est à maximiser} \\ \min_i r_{ij} & \text{si le critère } j \text{ est à minimiser} \end{cases}$$

La solution anti-idéale, notée  $A^-$  est aussi déterminée pour chaque critère en fonction de son objectif—maximiser ou minimiser. Pour un critère dont l'objectif est de maximiser, nous sélectionnons la valeur la plus basse dans la colonne correspondante. Inversement, pour un critère dont l'objectif est de minimiser, la valeur la plus élevée de la colonne est choisie comme étant la solution anti-idéale. Nous appliquons le procédé pour chaque colonne de nos données.

$$A^- = (a_1^-, a_2^-, \dots, a_n^-) \text{ où } a_j^- = \begin{cases} \min_i r_{ij} & \text{si le critère } j \text{ est à maximiser} \\ \max_i r_{ij} & \text{si le critère } j \text{ est à minimiser} \end{cases}$$

Dans cette étape, nous calculons d'abord pour chaque alternative son écart par rapport à la valeur la plus favorable, évaluée à l'étape précédente. Ces écarts sont représentés par un vecteur noté  $E^+$ . Chaque écart est calculé comme la distance euclidienne entre la valeur de chaque critère pour l'alternative considérée et la valeur correspondante dans le vecteur  $A^+$ . Nous appliquons ensuite la même procédure pour le vecteur  $A^-$ , en calculant les écarts par rapport aux valeurs les moins favorables représentés par le vecteur noté  $E^-$ .

$$E_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (a_j^+ - r_{ij})^2}$$

$$E_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (a_j^- - r_{ij})^2}$$

La dernière étape de la méthode TOPSIS consiste à calculer le coefficient de chaque alternative, qui détermine son classement final. Ce coefficient est dérivé à partir des distances aux solutions idéale ( $E^+$ ) et anti-idéale ( $E^-$ ), en utilisant la formule :  $E^- / (E^+ + E^-)$ . Cette formule permet d'évaluer la proximité de chaque alternative par rapport à la solution idéale par rapport à son éloignement de la solution anti-idéale.

$$S_i^* = \frac{E_i^-}{E_i^- + E_i^+}$$

Le classement des options est déterminé en ordonnant les scores  $S^*$  de manière décroissante.

## 4 Les résultats

Dans cette section, nous allons examiner en détail les résultats obtenus à partir de chaque méthode utilisée dans notre étude. Nous procéderons ensuite à une analyse approfondie de ces résultats pour en déduire les implications et les tendances observées. Cela nous permettra de synthétiser les informations clés et de tirer des conclusions pertinentes qui guideront les décisions futures.

### Somme pondérée

Un tableau détaillant le classement des pays selon leur consommation de matières grasses, listés en ordre décroissant du plus grand au plus petit consommateur a été réalisé. Ce classement varie selon trois profils nutritionnels distincts. Pour le premier profil, celui du bodybuilder, vous pouvez consulter les données via ce lien [Classement du Profil 1](#). Pour le profil d'une personne moyenne, les informations sont accessibles ici [Classement du Profil 2](#). Enfin, le classement correspondant au profil du régime végétarien est disponible à travers ce lien [Classement du Profil 3](#).

Le tableau ci-dessous présente une liste des 10 pays qui consomment le plus de matières grasses, organisée selon différents profils nutritionnels. Cette classification permet de visualiser les variations de consommation en fonction des habitudes alimentaires spécifiques associées à chaque profil.

Profil 1	Profil 2	Profil 3
Vietnam	Maldives	Rwanda
Mongolia	Estonia	Cote d'Ivoire
Saint Lucia	Albania	Iran (Islamic Republic of)
Finland	Montenegro	Ethiopia
China	Kyrgyzstan	Lesotho
Chile	Azerbaijan	Benin
Bolivia	Iceland	Maldives
Serbia	Finland	Zambia
Turkmenistan	Rwanda	Ghana
Argentina	Serbia	Guatemala

**Table 2.** Classement des top 10 pays consommant le plus de matières grasses par profil

### Promethee I et II

Pour la version sans seuil de préférence, un tableau détaillant le classement des pays selon leur consommation de matières grasses, listés en ordre décroissant du plus grand au plus petit consommateur a été réalisé. Ce classement varie selon trois profils nutritionnels distincts. Pour le premier profil, celui du bodybuilder, vous pouvez consulter les données de flux positif via ce lien [Classement flux positif du Profil 1 sans seuil](#), le classement du flux négatif via [Classement flux négatif du Profil 1 sans seuil](#) et le classement de flux net via [Classement flux net du Profil 1 sans seuil](#). Pour le profil d'une personne moyenne, les informations sont accessibles ici [Classement flux positif du Profil 2 sans seuil](#) pour le flux positif, [Classement flux négatif du Profil 2 sans seuil](#) pour le flux négatif et [Classement flux net du Profil 2 sans seuil](#) pour le flux net. Enfin, le classement correspondant au profil du régime végétarien est disponible à travers ce lien [Classement flux positif du Profil 3 sans seuil](#) pour le flux positif, [Classement flux négatif du Profil 3 sans seuil](#) pour le flux négatif et [Classement flux net du Profil 3 sans seuil](#) pour le flux net.

Le tableau ci-dessous présente une liste des 10 pays qui consomment le plus de matières grasses, organisée selon différents profils nutritionnels pour la méthode Promethee II( flux net) sans seuil de préférence appliqué.

Profil 1	Profil 2	Profil 3
China	Azerbaijan	Cote d'Ivoire
Philippines	Maldives	Iran (Islamic Republic of)
Serbia	Bosnia and Herzegovina	Morocco
Bahamas	Oman	Guyana
Vietnam	Guyana	Peru
Azerbaijan	United Arab Emirates	United Arab Emirates
Saint Lucia	Armenia	Maldives
Bolivia	Serbia	Bosnia and Herzegovina
Lithuania	Denmark	Azerbaijan
Chile	Peru	Guatemala

**Table 3.** Classement des top 10 pays sans seuils de préférences consommant le plus de matières grasses par profil(que le flux net)

Pour la version avec les seuils de préférences, les liens pour les différents flux du profil 1 sont disponibles sur les liens suivants : [Classement flux positif du Profil 1 avec seuil](#), [Classement flux négatif du Profil 1 avec seuil](#), [Classement flux net du Profil 1 avec seuil](#). Les classements des flux pour le profil 2 sont disponibles ici : [Classement flux positif du Profil 2 avec seuil](#), [Classement flux négatif du Profil 2 avec seuil](#), [Classement flux net du Profil 2 avec seuil](#). Finalement, pour le dernier profil, les classements sont définis ici : [Classement flux positif du Profil 3 avec seuil](#), [Classement flux négatif du Profil 3 avec seuil](#) et [Classement flux net du Profil 3 avec seuil](#).

Le tableau ci-dessous présente une liste des 10 pays qui consomment le plus de matières grasses, organisée selon différents profils nutritionnels pour la méthode Promethee II( flux net) avec les seuils de préférences appliqués.

Profil 1	Profil 2	Profil 3
China	Azerbaijan	Cote d'Ivoire
Philippines	Maldives	Iran (Islamic Republic of)
Serbia	Oman	Morocco
Bahamas	Bosnia and Herzegovina	Guyana
Vietnam	Guyana	Peru
Azerbaijan	United Arab Emirates	United Arab Emirates
Lithuania	Armenia	Maldives
Saint Lucia	Serbia	Bosnia and Herzegovina
Bolivia	Denmark	Azerbaijan
Chile	Peru	Guatemala

**Table 4.** Classement des top 10 pays avec seuils de préférences consommant le plus de matières grasses par profil(que le flux net)

### Electre Is

Pour la méthode Electre Is, les résultats pour les différents profils sont disponible via des liens. Pour le premier profil qui est un profil de bodybuilder, les résultats sont dans les fichiers mentionnées ci-dessous : [Tableau de surclassement du profil 1](#), [Noyau du profil 1](#). Pour le deuxième profil qui est celui d'une personne suivant une alimentation équilibrée, les résultats sont disponibles dans les documents suivants : [Tableau de surclassement du profil 2](#), [Noyau du profil 2](#). Finalement, pour le dernier profil qui est un profil de végétarien, nous avons les résultats ici : [Tableau de surclassement du profil 3](#) et [Noyau du profil 3](#).



Toutefois, les noyaux sont tous vides pour chacun des profils. Une cause possible serait le fait que nous avons appliqué la méthode dans l'utilisation des seuils de Veto.

### Topsis

Pour la méthode Topsis, les différents classements des pays selon leur consommation de matières grasses, listés en ordre décroissant du plus grand au plus petit consommateur pour chacun des profils sont disponibles via les liens suivants : [Tableau de classement pour le profil 1](#), [Tableau de classement pour le profil 2](#) et [Tableau de classement pour le profil 3](#).

Le tableau ci-dessous présente une liste des 10 pays qui consomment le plus de matières grasses avec la méthode Topsis, organisée selon différents profils nutritionnels.

Profil 1	Profil 2	Profil 3
Vietnam	Albania	Rwanda
Saint Lucia	Finland	Cote d'Ivoire
Mongolia	Estonia	Nigeria
Chile	Montenegro	Togo
China	Mongolia	Cameroon
Bolivia	Kyrgyzstan	Benin
Finland	Iceland	Burkina Faso
Serbia	Serbia	Ghana
Turkmenistan	Azerbaijan	Zambia
Argentina	Rwanda	Senegal

**Table 5.** Classement des top 10 pays consommant le plus de matières grasses par profil

## 5 Discussion

### Analyse Comparative

Concernant l'impact des différences culturelles et des facteurs économiques sur la consommation de graisses, nous observons des tendances intéressantes dans les habitudes alimentaires mondiales. Les résultats montrent que le Vietnam, le Chili, la Bolivie et la Chine se classent parmi les dix premiers pays pour la consommation de graisses (profil 1). Cette consommation pourrait être attribuée aux traditions culinaires de ces pays, qui favorisent souvent les aliments riches en graisses. Par exemple, la cuisine vietnamienne incorpore fréquemment de la noix de coco et du porc, deux ingrédients riches en graisses. Au Chili, la consommation de viande rouge et de produits laitiers est prédominante, en particulier dans les zones rurales et du sud. En Bolivie, en particulier dans les régions de haute altitude, les résidents consomment des aliments riches en graisses et en calories pour maintenir leur température corporelle et leur énergie. La cuisine chinoise, quant à elle, varie considérablement entre les régions ; le nord se caractérise par une haute consommation de viande rouge et d'huile, tandis que le sud favorise les fruits de mer et les légumes. Les méthodes de cuisson telles que la friture et le sauté, courantes en Chine, utilisent également beaucoup de graisse. De plus, avec le développement économique, la consommation de viande par habitant a augmenté en Chine, principalement dans les zones urbaines.

Pour le profil 2, qui analyse l'équilibre alimentaire, la Serbie, les Maldives et l'Azerbaïdjan figurent parmi les dix premiers. Ces pays présentent des habitudes alimentaires influencées par leurs contextes culturels et économiques ainsi que par la disponibilité des ressources

alimentaires locales. La cuisine serbe, caractérisée par une consommation élevée de viandes, de produits laitiers et de pâtes, bénéficie aussi de 5,1 millions d'hectares de terres agricoles, dont 60 % sont cultivables. Les conditions climatiques favorables de la Serbie permettent une production abondante de fruits et légumes, contribuant ainsi à un régime alimentaire diversifié et équilibré. Aux Maldives, l'alimentation est dominée par les produits de la mer, en particulier le poisson, et l'importance du tourisme encourage une attention particulière à l'équilibre alimentaire. En Azerbaïdjan, une alimentation principalement basée sur la viande de mouton, de bœuf et de volaille est complétée par une riche production locale de fruits et de légumes, comme les tomates, les aubergines et les légumes verts, favorisant ainsi un régime équilibré.

### **Tendances et Patterns**

En examinant les résultats obtenus via différentes méthodes d'évaluation multicritère, nous observons plusieurs tendances notables qui méritent une attention particulière. Premièrement, les résultats indiquent une certaine cohérence dans les pays classés parmi les dix premiers consommateurs de matières grasses, quelle que soit la méthode utilisée, notamment pour les profils 1 (bodybuilder) et 2 (personne équilibrée).

Dans le cas du **profil 1**, la Chine et le Vietnam apparaissent fréquemment dans tous les classements, ce qui est logique grâce aux explications de l'analyse comparative.

Pour le **profil 2**, les Maldives et la Serbie montrent une présence récurrente dans les résultats des méthodes somme pondérée et TOPSIS, suggérant une consommation importante mais équilibrée de différents types de matières grasses comme mentionné dans l'analyse comparative. L'inclusion des seuils dans Promethee II n'affecte pas substantiellement les résultats pour ce profil, ce qui pourrait indiquer que les variations de consommation pour ce profil ne sont pas suffisamment extrêmes pour être modulées par les seuils.

Le **profil 3**, axé sur un régime végétarien, montre des variations plus significatives, surtout lorsque des seuils de préférence sont appliqués dans la méthode Promethee II. Par exemple, l'Iran et la Côte d'Ivoire figurent régulièrement parmi les hauts consommateurs. L'introduction des seuils amène des pays comme le Guyana et le Pérou à apparaître dans le classement, reflétant peut-être une préférence pour les matières grasses végétales ou des fruits. Ce changement suggère que les seuils aident à mieux capter les subtilités des régimes végétariens dans la consommation de matières grasses.

Il est particulièrement intéressant de noter que, malgré l'application de seuils dans Promethee II, les classements pour les profils 1 et 2 restent relativement stables, tandis que pour le profil 3, l'impact des seuils modifie considérablement les résultats, soulignant l'importance des préférences alimentaires spécifiques dans l'évaluation des habitudes de consommation de matières grasses.

### **Possibles améliorations**

Pour améliorer les analyses futures, compte tenu des résultats obtenus avec les méthodes de somme pondérée, TOPSIS, Promethee II, et ELECTRE sans apport significatif dans le noyau pour les trois profils, quelques suggestions peuvent être faites :

- Les poids attribués aux critères et les seuils de préférence jouent un rôle crucial dans les méthodes multicritères. Une révision de ces paramètres pourrait aider à mieux capturer les préférences et les priorités des différents profils nutritionnels.

- L'absence de résultats significatifs dans le noyau pour Electre Is pourrait être due à l'omission de la fonction de veto. L'intégration de cette fonction avec moins de critères que notre jeu de données pourrait aider à identifier des différences critiques entre les alternatives qui sont masquées par l'utilisation actuelle des seuils.
- On pourrait considérer l'ajout de nouveaux critères ou de profils nutritionnels pour explorer d'autres dimensions de la consommation de matières grasses. Cela pourrait aider à mieux comprendre les modèles de consommation et à affiner les analyses.

## 6 Conclusion

Ce rapport a mis en lumière l'importance et l'efficacité des méthodes multicritères dans l'évaluation de la consommation de matières grasses par pays, adaptée à différents profils nutritionnels. L'utilisation de méthodes telles que la somme pondérée, TOPSIS, et Promethee I et II a permis de dégager des tendances claires concernant les habitudes alimentaires à travers le monde, tout en reflétant les préférences spécifiques liées à chaque profil.

## Références

- [1] Ph.D Abdel YEZZA. *La méthode TOPSIS expliquée pas à pas, une variante proposée*. Rapp. tech. 2015, p. 1-24. url : <http://abdel.yezza.free.fr/introduction/topsis/topsis-v1.pdf>.
- [2] Jean-Pierre Brans et Ph Vincke. « Note—A Preference Ranking Organisation Method : (The PROMETHEE Method for Multiple Criteria Decision-Making) ». In : *Management science* 31.6 (1985), p. 647-656.
- [3] D. Gourion. *UN APERÇU DES MÉTHODES DE SURCLASSEMENT*. Rapp. tech. Avignon : Avignon Université, 2024, p. 1-37. url : [https://e-uapv2023.univ-avignon.fr/pluginfile.php/61440/mod\\_resource/content/1/Surclassement2017.pdf](https://e-uapv2023.univ-avignon.fr/pluginfile.php/61440/mod_resource/content/1/Surclassement2017.pdf).