

ALGORITHME COMBINATOIRE DES AFFECTATIONS DES PROFILS : MCAP+TOPSIS+HONGROIS

Par : Abdel YEZZA, Ph.D

Date : octobre 2025

Sommaire

🚀 Système de sélection des profils	3
🚀 Aperçu	3
🚀 Schéma fonctionnel global.....	4
Généralisation de la méthode à d'autres domaines métiers	5
Scénario 1 : Classement des profils pour chaque activité	6
Utilisation: Profile Assignment System (MCAP) + TOPSIS	6
Scénario 2 : Affectation individuelle optimale.....	7
Utilisation : MCAP + TOPSIS + Méthode hongroise.....	7
ᐈ Principales différences Entre les scénarios.....	8
✳ Comment les algorithmes se complètent	8
ᐈ Fonctionnalités	8
🚀 Installation	9
Prérequis	9
Installer les dépendances.....	9
Démarrage rapide	9
1. Installation et activation du projet.....	9
2. Utilisation de base (configuration par défaut)	9
3. Seuil personnalisé	9
4. Traitement d'activité unique	10
5. Mode verbeux avec visualisations	10
6. Stratégie de poids personnalisée	10
7. Fichiers d'entrée personnalisés	10
8. Combiner plusieurs options	10
Structure du projet	11
Configuration	12
Format des données d'entrée	14
Profils CSV (data/input/profiles.csv)	14
Activités CSV (data/input/activities.csv).....	14

🚀 Comment cela fonctionne.....	14
1. Transformation des compétences	14
2. Algorithme TOPSIS.....	14
3. Classement.....	14
Exemple de sortie	15
4. Options de ligne de commande.....	16
Stratégies des poids	17
1. Poids uniformes (par défaut) - uniform	17
2. Pondérations basées sur les besoins – required_based.....	17
3. Poids personnalisés - custom	18
6. Formules TOPSIS.....	18
Formule standard (par défaut).....	18
Formule variante	18
7. Exemples d'utilisation.....	19
Exemple 1 : Trouver le meilleur développeur back-end	19
Exemple 2 : Ajuster le seuil pour différentes normes.....	19
Exemple 3 : Générer un rapport complet avec des visualisations	19
Utilisation de l'API (Python)	19
🚀 Exemples concrets	20
Exemple 1 : TOPSIS standard vs variant	20
Exemple 2 : TOPSIS standard	23
Exemple 3 : TOPSIS variante	25
Exemple 4 : Contrainte d'affectation HONGROISE (affectation 1 à 1) et formule de proximité = variante.....	26
🚀 Conclusion	28
Références	29
Algorithme TOPSIS	29
Multi-criteria Decision Analysis.....	29
Licence	29
Contribuer.....	29
Auteur	29

Système de sélection des profils

Un système complet d'évaluation et de classement des profils, mais pas seulement, combinant 3 algorithmes :

1. La méthode **MCAP** de correspondance profil-activité
2. L'algorithme **TOPSIS** (Technique de préférence d'ordre par similarité à la solution idéale)
3. En option, l'**algorithme HONGROIS**

Avec des seuils de niveau de compétence configurables et de nombreuses autres options et fonctionnalités comme vous allez le découvrir dans la suite de ce document.

Auteur : Abdel YEZZA, Ph.D , 2025

Aperçu

Ce projet combine deux concepts puissants et éventuellement hongrois algorithme:

1. **Appariement Profil-Activité** : Appariement des profils aux activités en fonction des compétences - voir mon article : [Système d'attribution de profils \(MCAP\)](#) - Abdel YEZZA (Ph.D), 2025
2. **Algorithme TOPSIS** - Analyse de décision multicritère pour le classement - voir mon article : [Implémentation de l'algorithme TOPSIS](#) - Abdel YEZZA (Ph.D), 2025

Le système utilise un **seuil configurable** pour déterminer comment les compétences sont évaluées :

- **Compétences >= Seuil** : Considérées comme des critères **bénéfiques** (plus le seuil est élevé, mieux c'est)
- **Compétences < Seuil** : considérées comme des critères **non bénéfiques** (un seuil inférieur est acceptable)

Cette approche permet une évaluation flexible où certaines compétences sont essentielles (doivent être maximisées) tandis que d'autres sont facultatives (ne pénalisent pas le manque de maîtrise).

Cette discrimination des candidats et des activités, est propre au problème de sélection des profils vis-à-vis des activités qu'ils doivent réaliser. Cependant, comme on va l'évoquer ci-dessous (voir [Généralisation de la méthode à d'autre domaines métiers](#)), cet algorithme composé ne s'arrête pas à ce problème, mais peut être généralisé à une multitude de domaines. Par conséquent, la distinction des critères **bénéfiques** de ceux **non bénéfiques**, pourrait avoir une définition complètement différente via une fonction discriminatoire D dépendante du **seuil** fixé comme dans note cas :

$$D(\text{comp}) = \begin{cases} 1 & \text{Si } \text{comp} \geq \text{seuil} \\ 0 & \text{Si } \text{comp} < \text{seuil} \end{cases} \Leftrightarrow D(\text{comp}) = \text{Boolean}(\text{comp} \geq \text{seuil})$$

Le seuil pourrait bien être par exemple la moyenne de la graduation des niveaux (2,5 pour une graduation allant de 0 à 5 par exemple). La graduation est strictement liée à la nature du problème posé, de même que le seuil qui doit être fixé au préalable afin d'appliquer TOPSIS. Dans le cas de problèmes où la notion de seuil ne peut pas exister, il faut classifier plutôt les critères en deux classes :

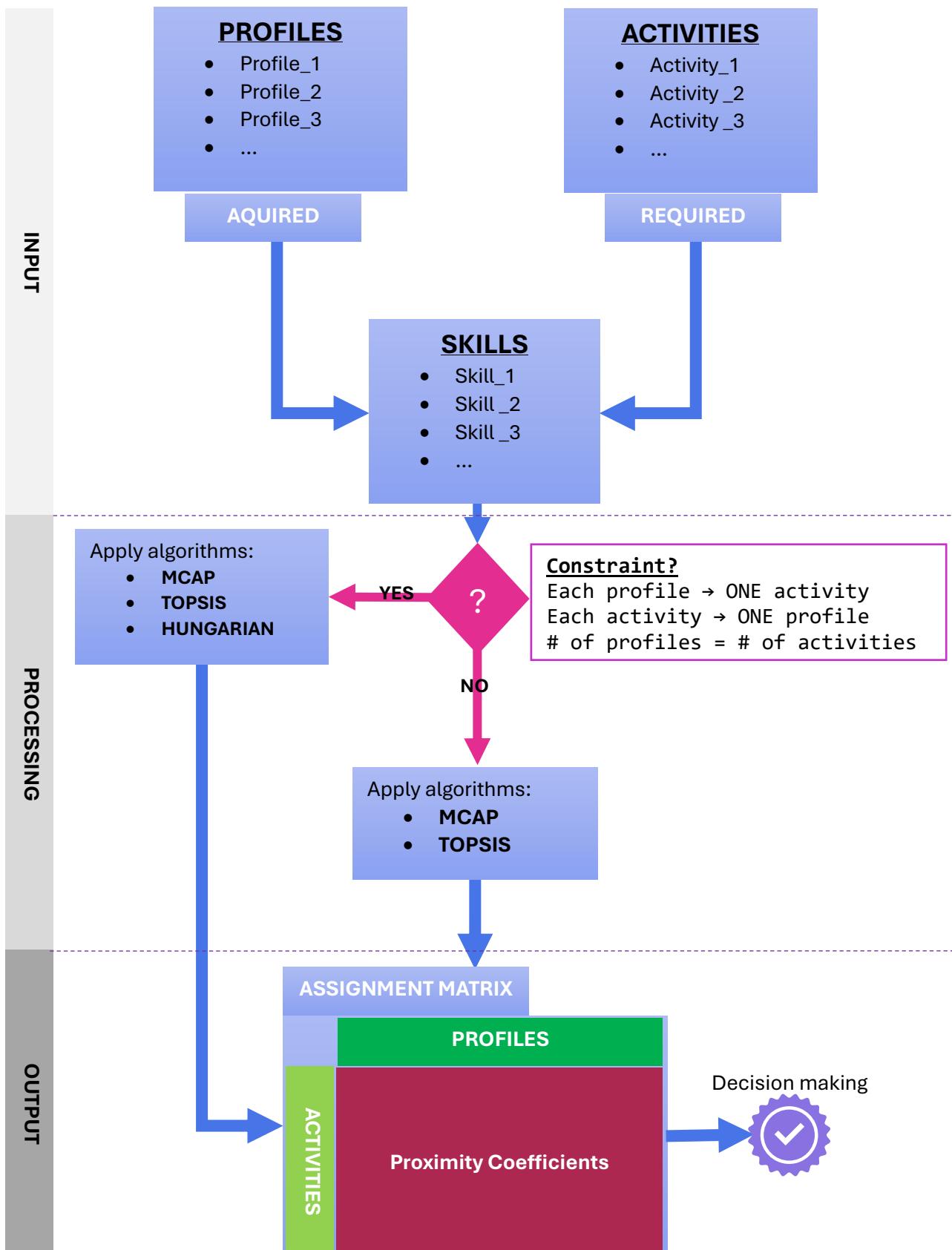
1. Classe des critères **bénéfiques (favorables, positifs...)**
2. Classe des critères **non bénéfiques (défavorables, négatifs...)**

$$\text{Classe}(\text{comp}) = \begin{cases} \text{bénéfique} & \text{Si } D(\text{comp}) = 1 \\ \text{non bénéfique} & \text{Si } D(\text{comp}) = 0 \end{cases}$$

Ce dernier cas n'est pas explicitement traité dans cet article, mais il existe déjà dans la littérature scientifique très répandue sur ce sujet.

Le schéma fonctionnel dans la section suivante illustre clairement sans rentrer dans les détails techniques les **entrants, le traitement et les sortants**.

Schéma fonctionnel global



Généralisation de la méthode à d'autres domaines métiers

Bien que dans la suite, avec les exemples donnés, l'accent sera mis sur des profils et activité IT, cette méthode s'applique à de multiples domaines métier comme la **RH**, **l'éducation**, la **santé**, **banques et finance**, le **transport**, le **marketing**, le **juridique** etc.

Les principales répercussions positives sur le métier consistent à :

- Adapter les ressources aux besoins
- Allouer les ressources de manière optimale
- Tenir compte de plusieurs critères concurrents
- Trouver les bons compromis entre les profiles et les activités à mener
- Utiliser ce modèle en tant qu'outil d'aide à la décision

A titre d'exemple, on peut l'appliquer dans le **domaine médical** en prenant :

1. La liste des médecins spécialisés et les maladies sur lesquelles sont compétents avec le niveau de spécialisation reconnu relativement aux maladies (avec une graduation de 0 à 5) :

	Maladie_1	Maladie_2	...
Médecin_1	1	4	...
Médecin_2	5	2	..
...

2. La liste des patients avec les maladies dont ils souffrent avec le niveau d'atteinte diagnostiquée (en prenant la même graduation de 0 à 5) :

	Maladie_1	Maladie_2	...
Patient_1	3	0	...
Patient_2	4	2	..
...

Le but recherché, est de trouver la bonne affectation des médecins aux patients :

	Patient_1	Patient_2	...
Médecin_1	Coeffcient_affectation_1_1	Coeffcient_affectation_1_2	...
Médecin_2	Coeffcient_affectation_2_1	Coeffcient_affectation_2_2	..
...

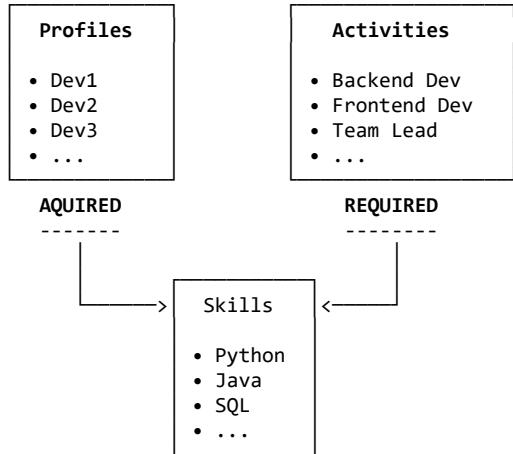
Dans chaque domaine d'application, on peut ajuster les critères communs entre les profils et les candidats (ici : profils=médecins, candidats=patients !).

Illustrons le schéma général par quelques scénarios ci-dessous :

Scénario 1 : Classement des profils pour chaque activité

Utilisation: Profile Assignment System (MCAP) + TOPSIS

INPUT:



STEP 1: Profile Assignment System (MCAP)

Skill Transformation Based on Threshold

For each activity requirement:

- If skill level \geq Threshold (e.g., 3.0)
 - Mark as BENEFICIAL (higher is better)
- If skill level $<$ Threshold
 - Mark as NON-BENEFICIAL (lower is acceptable)

Example: Backend Dev needs Python=5, Leadership=2
With threshold=3.0:

- Python ($5 \geq 3$): BENEFICIAL → maximize
- Leadership ($2 < 3$): NON-BENEFICIAL → minimize

STEP 2: TOPSIS Algorithm

Multi-Criteria Decision Analysis

1. Normalize profile skills (make comparable)
2. Apply weights (importance of each skill)
3. Find IDEAL profile (best in all skills)
4. Find WORST profile (worst in all skills)
5. Calculate how close each profile is to IDEAL

Result: Proximity Score (0 to 1)

- 1.0 = Perfect match
- 0.0 = Worst match

OUTPUT: Ranked List for Each Activity

Backend Development:

1. Dev10 (Score: 0.95) ★ Best match
2. Dev7 (Score: 0.87)
3. Dev1 (Score: 0.82)
- ...

Frontend Development:

1. Dev2 (Score: 0.91) ★ Best match
2. Dev5 (Score: 0.85)
- ...

Cas d'utilisation :

- Vous avez de multiples activités et souhaitez connaître les meilleurs candidats pour chacune
- Vous devez voir tous les profils qualifiés classés par adéquation
- Aide à la prise de décision lorsque vous avez de la flexibilité dans les tâches

Scénario 2 : Affectation individuelle optimale

Utilisation : MCAP + TOPSIS + Méthode hongroise

INPUT: Same as Scenario 1



STEPS 1-2: Same as Scenario 1 (MCAP + TOPSIS)

Create Compatibility Matrix

	Backend	Frontend	TeamLead
Dev1	0.82	0.91	0.65
Dev2	0.75	0.85	0.70
Dev3	0.90	0.60	0.88

Each cell = TOPSIS proximity score



STEP 3: Hungarian Algorithm (Optimal Assignment)

Find the BEST overall assignment

Constraint: Each profile → ONE activity
Each activity → ONE profile

Goal: Maximize total satisfaction

Algorithm finds optimal pairing considering all possibilities simultaneously



OUTPUT: Optimal Assignments

Optimal Assignments:

Dev1 → Frontend Development (0.91)
Dev2 → Team Lead (0.70)
Dev3 → Backend Development (0.90)

Total Score: 2.51 (best possible combination)

Cas d'utilisation :

- Vous devez attribuer exactement UN profil à chaque activité
- Aucun profil ne peut être attribué à plusieurs activités
- Vous souhaitez la solution optimale à une grande échelle, pas seulement les meilleures solutions individuelles
- **Exemple :** Affecter des membres de l'équipe à des rôles de projet

5 Principales différences Entre les scénarios

Aspect	Scénario 1 (Classement)	Scénario 2 (affectation optimale)
Sortie	Liste classée par activité	Affectation 1-to-1
Flexibilité	Plusieurs candidats par activité	Un profil par activité
Optimisation	Niveau d'activité individuel	Niveau global
Algorithmes	MCAP + TOPSIS	MCAP + TOPSIS + HONGROIS
Quand l'utiliser	Explorer les options de flexibilité	Affectations finales

6 Comment les algorithmes se complètent

MCAP (Profile Assignment System)

- Transforms requirements based on threshold
- Identifies what matters most for each activity
- Provides context for evaluation



TOPSIS (Multi-Criteria Decision)

- Evaluates profiles against ideal solution
- Generates compatibility scores
- Ranks profiles for each activity



HUNGARIAN (Optional - For Optimal Assignment)

- Uses TOPSIS scores as input
- Finds globally optimal assignments
- Ensures no conflicts (1 profile = 1 activity)

7 Fonctionnalités

- **Système de seuil configurable** : (*min_threshold* à *max_threshold* avec valeurs de seuil) - voir le fichier config.json à la clé **threshold_settings**
- **Stratégies de pondération multiples** : (uniforme, basée sur les exigences, personnalisée)
- **Deux formules de proximité TOPSIS** : (*standard* et *variante*) - le cas *standard* utilise les formules standard TOPSIS, tandis que la *variante* utilise une fonction différente déjà normalisée et plus disparate que la norme
- **Visualisations complètes** : graphes heatmap, à barres, radar et analyse des distances
- Le graphique de la carte thermique (heatmap) fournit des valeurs de classement et de proximité claires et complètes permettant de choisir parmi les profils les mieux classés.
- **Formats d'entrée flexibles** : fichiers CSV avec profils et activités
- **Interface de ligne de commande** : avec des options simples et étendues
- **Export des résultats détaillés** : classements, matrices, rapports d'analyse

Installation

Prérequis

- Python 3.8 ou supérieur
- gestionnaire de paquets pip

Installer les dépendances

```
cd . \ topsis_profiles_selection
pip install -r requirements.txt
```

Démarrage rapide

1. Installation et activation du projet

1. Cloner the dépôt GITHUB:

```
git clone https://github.com/ayeza/topsis_profiles_selection
cd topsis_profiles_selection
```

2. Créer l'environnement virtuel propre au projet:

```
# Windows, Linux, or macOS
python -m venv venv
```

3. Activer l'environnement virtuel:

a. Sur Windows (Command Prompt):

```
venv\Scripts\activate.bat
```

b. SurWindows (PowerShell):

```
venv\Scripts\Activate.ps1
```

c. Sur Linux/macOS:

```
source venv/bin/activate
```

3. Install dependencies:

```
pip install -r requirements.txt
```

2. Utilisation de base (configuration par défaut)

```
python main.py
```

Cela va:

1. Charger des profils et des activités à partir de **data/input/**
2. Charger tous les paramètres du fichier de conf : **config.json**
3. Utiliser le seuil = 2,5 (configurable entre 0 et 5) par défaut ou des valeurs personnalisées
4. Appliquer des pondérations uniformes à toutes les compétences par défaut
5. Générer des classements pour toutes les activités
6. Enregistrer les résultats dans **data/output/**

3. Seuil personnalisé

```
python main.py --threshold 3.5
```

4. Traitement d'activité unique

```
python main.py --activity "Backend_Development"
```

5. Mode verbeux avec visualisations

```
python main.py -v --viz
```

6. Stratégie de poids personnalisée

```
python main. -weight_strategy requirement_based
```

7. Fichiers d'entrée personnalisés

```
python main.py --profiles data/input/profiles.csv --activities data/input/activities.csv
```

8. Combiner plusieurs options

```
python main.py --profiles data/input/profiles_sample.csv --activities data/input/activities_sample.csv --  
proximity-formula variant --weight-strategy requirement_based --assignment --assignment-method Hungarian
```

Note: Le fait d'avoir choisis l'affectation de type **Hungarian**, le nombre d'activités doit être égal au nombre de profils.

Structure du projet

```
topsis_profiles_selection/
├── main.py                                # Main CLI entry point
├── config.json                            # Configuration file
├── requirements.txt                      # Python dependencies
└── README.md                               # This file
├── src/
│   ├── core/
│   │   ├── __init__.py
│   │   ├── profile_processor.py
│   │   ├── topsis_engine.py
│   │   ├── optimal_assignment.py
│   │   └── ...
│   └── visualization/
│       └── charts.py
└── tests/                                    # 🌟 NEW: Test scripts
    ├── __init__.py
    ├── README.md
    ├── test_formula_comparison.py
    ├── test_hungarian_assignment.py
    ├── test_threshold_comparison.py
    └── example_heatmap_fontsize.py
└── benchmark/                                # 🌟 NEW: Benchmark scripts
    ├── __init__.py
    ├── README.md
    ├── benchmark_performance.py
    └── run_benchmark_simple.py
└── data/                                     # Data directory
    ├── input/
    ├── output/
    │   ├── figures/
    │   ├── rankings/
    │   ├── visualizations/
    └── benchmark/
└── docs/                                     # Documentation
```

Configuration

Cette option permet de personnaliser tous les paramètres d'entrée dans un fichier de configuration JSON. Vous n'avez pas besoin de mémoriser toutes les options de ligne de commande.

Modifiez **config.json** pour personnaliser tous les paramètres (c'est assez lisible !) :

```
{
  "project_name": "TOPSIS Profile Selection System",
  "description": "Profile selection using TOPSIS algorithm with configurable skill threshold",
  "version": "1.0.0",
  "author": "Abdel YEZZA (Ph.D)",

  "data": {
    "profiles_file": "data/input/profiles_sample.csv",
    "activities_file": "data/input/activities_sample.csv",
    "output_dir": "data/output"
  },

  "topsis_settings": {
    "proximity_formula_options": ["standard", "variant"],
    "proximity_formula": "variant",
    "proximity_formula_description": {
      "standard": "S*[i] = E-[i] / (E+[i] + E-[i]) - Values between 0 and 1",
      "variant": "S*[ i ] = E-[ i ] / max(E+[ i ]) if E+!=0 else E-[ i ] / max(E+[ i ]) - Better discrimination, normalized to [0,1]"
    }
  },

  "threshold_settings": {
    "threshold": 2.5,
    "min_threshold": 0.0,
    "max_threshold": 5.0,
    "description": "Skill levels >= threshold are treated as beneficial (maximize), < threshold as non-beneficial (minimize)"
  },

  "weight_settings": {
    "strategy": "uniform",
    "strategy_options": ["uniform", "requirement_based", "custom"],
    "strategy_descriptions": {
      "uniform": "All skills have equal weight",
      "requirement_based": "Weights proportional to required skill levels",
      "custom": "User-defined weights for each skill"
    },
    "custom_weights": null
  },

  "output_settings": {
    "top_n_profiles": 3,
  }
}
```

```

"save_detailed_results": true,
"generate_visualizations": true,
"verbose": false
},

"visualization_settings": {
  "chart_types": ["bar", "radar", "heatmap"],
  "figure_format": "png",
  "figure_dpi": 300
},

"assignment_settings": {
  "enable_optimal_assignment": false,
  "assignment_method": "auto",
  "assignment_method_options": ["auto", "hungarian", "greedy"],
  "assignment_method_descriptions": {
    "auto": "Automatically select Hungarian (if dimensions match) or Greedy approach",
    "hungarian": "Use Hungarian Algorithm for optimal 1-to-1 assignment (requires equal number of profiles and activities)",
    "greedy": "Use Greedy approach for best-effort assignment (works with any dimensions)"
  },
  "generate_assignment_heatmap": true
}
}

```

La méthode d'affectation : les options sont « **auto** », « **hungarian** » ou « **greedy** »

- **auto** : sélectionne automatiquement **le HONGROIS** si les dimensions correspondent ; sinon, utilise **Greedy**. Cette option devrait être la méthode d'affectation par défaut en général.
- **Hongrois** : Algorithme hongrois des poids affectés (nécessite un nombre égal de profils et d'activités). Cet algorithme est d'ordre de complexité **O(n^3)**.
- **Greedy**: Utilise l'affectation greedy au mieux (fonctionne avec toutes les dimensions). Cet algorithme rapide utilise l'optimisation locale par itération sur les activités pour affecter la totalité des activités. Il est rapide et d'ordre de complexité **O($n^2 \log n$)**.

Le tableau ci-dessous résume les 3 options :

Aspect	Auto	Algorithme Greedy	Algorithme Hongrois
Optimalité	Tout dépend de l'algorithme	Sous-optimal	✓ Globalement optimal
Dimension	N'importe lequel	$n \times m$ avec n pas nécessairement = m	$n \times n$
Complexité	Dépend (Greedy ou Hongrois)	✓ $O(n^2 \log n)$	$O(n^3)$
Cas d'utilisation	Défaut	Dimensions inégales	Dimensions égales (n)
Score total	Variable	Peut être inférieur	Maximum possible

Il vous appartient de sélectionner l'option qui vous convient (**Greedy** ou **Hongrois**) en fonction de l'objectif recherché.

Format des données d'entrée

Assurez-vous que les valeurs csv d'entrée sont dans l'intervalle : [min_threshold, max_threshold].

Profils CSV (data/input/profiles.csv)

```
Profil, Python , Java, SQL , Communication, Leadership
Dev1, 5, 3, 4, 4, 2
Dev2, 4, 5, 3, 5, 4
Dev3, 3, 2, 5, 3, 3
```

- **Première colonne** : Noms/ID de profil
- **Autres colonnes** : Niveaux de compétence (échelle de 0 à 5 ou toute autre échelle)

Activités CSV (data/input/activities.csv)

```
Activité, Python, Java, SQL, Communication, Leadership
Développement back-end, 5, 4, 5, 3, 2
Développement front-end, 3, 5, 2, 4, 2
Chef d'équipe, 3, 3, 3, 5, 5
```

- **Première colonne** : Noms des activités
- **Autres colonnes** : Niveaux de compétences requis (mêmes compétences que les profils)
- **Important** : les colonnes de compétences doivent correspondre entre les profils et les activités

Comment cela fonctionne

1. Transformation des compétences

Pour chaque activité, les niveaux de compétences requis sont analysés :

Exemple :

- Le développement backend nécessite Python=5, Leadership=2
- Python (5 >= 3) : Critère avantageux → Compétences Python supérieures préférées
- Leadership (2 < 3) : Critère non bénéfique → Leadership inférieur acceptable

2. Algorithme TOPSIS

Le système applique TOPSIS en 5 étapes :

1. **Normaliser** la matrice de décision (profils × compétences)
2. **Appliquer des pondérations** aux valeurs normalisées
3. **Déterminer les solutions idéales** (la meilleure et la pire)
4. **Calculer les distances** de chaque profil aux solutions idéales
5. **Calculer les coefficients de proximité** (plus élevé = meilleure correspondance)

3. Classement

Les profils sont classés par coefficient de proximité (0 à 1) :

- **1** = Correspondance parfaite avec la solution idéale
- **0** = La pire solution

REMARQUE : si vous utilisez la formule de proximité variante, la correspondance parfaite est toujours 1, ce qui facilite la détection des meilleurs choix au 1^{er} coup d'œil.

Exemple de sortie

Cas: standard proximity formula

```
=====
Best Profile for Each Activity
=====
Activity           Best Profile          Coefficient
-----
Backend_Development Profile_10          0.750578
Frontend_Development Profile_1           0.672916
Team_Lead            Profile_14          0.659264
Data_Engineer        Profile_1           0.703770
DevOps_Engineer     Profile_4           0.718717
...
=====

=====
RANKING MATRIX - Top 3 Profiles per Activity
=====

      Activity      Rank 1      Rank 2      Rank 3
Backend_Development Profile_10 (0.7506) Profile_7 (0.7153) Profile_1 (0.6702)
Frontend_Development Profile_1 (0.6729) Profile_2 (0.6305) Profile_7 (0.6281)
    Team_Lead Profile_14 (0.6593) Profile_9 (0.6236) Profile_12 (0.6116)
    Data_Engineer Profile_1 (0.7038) Profile_10 (0.6652) Profile_7 (0.6460)
  DevOps_Engineer Profile_4 (0.7187) Profile_10 (0.6542) Profile_14 (0.6458)
...
```

Cas: variante proximity formula

```
=====
Best Profile for Each Activity
=====
Activity           Best Profile          Coefficient
-----
Backend_Development Profile_10          1.000000
Frontend_Development Profile_1           1.000000
Team_Lead            Profile_14          1.000000
Data_Engineer        Profile_1           1.000000
DevOps_Engineer     Profile_4           1.000000
...
=====

=====
RANKING MATRIX - Top 3 Profiles per Activity
=====

      Activity      Rank 1      Rank 2      Rank 3
Backend_Development Profile_10 (1.0000) Profile_7 (0.8348) Profile_1 (0.6754)
Frontend_Development Profile_1 (1.0000) Profile_2 (0.8295) Profile_7 (0.8207)
    Team_Lead Profile_14 (1.0000) Profile_9 (0.8564) Profile_12 (0.8140)
    Data_Engineer Profile_1 (1.0000) Profile_10 (0.8361) Profile_7 (0.7681)
  DevOps_Engineer Profile_4 (1.0000) Profile_10 (0.7404) Profile_14 (0.7137)
...
```

4. Options de ligne de commande

Toutes les options sont facultatives. Les paramètres du fichier **config.json** sont chargés en premier et remplacés si un paramètre est transmis en ligne de commande, ce qui offre une flexibilité totale.

```
usage: main.py [-h] [-c CONFIG] [--profiles PROFILES] [--activities ACTIVITIES]
               [--threshold THRESHOLD] [--min-threshold MIN_THRESHOLD]
               [--max-threshold MAX_THRESHOLD] [--activity ACTIVITY]
               [--weight-strategy {uniform,requirement_based}]
               [--proximity-formula {standard,variant}]
               [-v] [--viz] [-o OUTPUT]
               [--assignment] [--assignment-method {auto,hungarian,greedy}]
```

Options:

-h, --help	Show help message
-c, --config	Configuration file path
--profiles	Profiles CSV file path
--activities	Activities CSV file path
--threshold	Skill level threshold (default: 3.0)
--min-threshold	Minimum skill level (default: 0.0)
--max-threshold	Maximum skill level (default: 5.0)
--activity	Process only specific activity
--weight-strategy	Weight generation strategy
--proximity-formula	TOPSIS proximity formula
-v, --verbose	Enable verbose output
--viz, --visualize	Generate visualizations
-o, --output	Output directory
--assignment	Enable optimal assignment (Hungarian/Greedy)
--assignment-method	Assignment method (overrides config)

Examples:

```
# Use default configuration, the most simple
python main.py

# Use custom configuration
python main.py -c my_config.json

# Override threshold
python main.py --threshold 3.5

# Process single activity
python main.py --activity "Backend_Development"

# Use custom input files
python main.py --profiles data/my_profiles.csv --activities data/my_activities.csv

# Verbose mode with visualizations
python main.py -v --viz

# Use different weight strategy
python main.py --weight-strategy requirement_based

# Enable optimal assignment with Hungarian/Greedy algorithm
python main.py --assignment

# Force Hungarian algorithm (requires activities/profiles CSV equal dimensions)
python main.py --assignment --assignment-method hungarian

# Use greedy assignment approach
python main.py --assignment --assignment-method greedy
```

Stratégies des poids

Voir les options concernant les 3 stratégies de pondération des niveaux (requis ou acquis) possibles configurables dans **config.json** :

```
"weight_settings": {
    "strategy": "uniform",
    "strategy_options": ["uniform", "requirement_based", "custom"],
    "strategy_descriptions": {
        "uniform": "All skills have equal weight",
        "requirement_based": "Weights proportional to required skill levels",
        "custom": "User-defined weights for each skill"
    },
    "custom_weights": null
},
```

Il est à noter que la section **weight_setting** pour définir la stratégie de pondération des poids des activités vs les compétences, ne peut être passé en tant que paramètres en ligne de commande.

1. Poids uniformes (par défaut) - uniform

D'une manière générale, toutes les compétences ont la même importance, par exemple pour 10 compétences, chacune aura 0.1 comme poids :

```
weights = [0.1, 0.1, 0.1, ..., 0.1]
```

2. Pondérations basées sur les besoins – required_based

Les compétences avec des niveaux requis plus élevés obtiennent des pondérations plus élevées. Dans ce cas, les pondérations attribuées aux compétences reliées à chaque activité sont calculées comme étant le rapport entre chaque niveau requis et le niveau requis maximal.

Exemple :

```
"weight_settings": {
    "strategy": "requirement_based",
    ...
},
```

Dans ce cas les poids affectés sont calculés en tant que le rapport entre chaque poids et le poids maximal puis normalisés, comme :

Pour l'activité 1, les niveaux requis relativement aux 10 compétences :

```
weights = [5, 4, 5, 3, 2, 5, 3, 2, 4, 5]
```

Les poids pris en compte après normalisation :

```
weights = [5/5, 4/5, 5/5, 3/5, 2/5, 5/5, 3/5, 2/5, 4/5, 5/5]
weights_normalised = [0.13157895, 0.10526316, 0.13157895, 0.07894737, 0.05263158, 0.13157895, 0.07894737,
0.05263158, 0.10526316, 0.13157895]
```

3. Poids personnalisés - custom

Définir des poids spécifiques dans **config.json** :

```
"weight_settings": {
    "strategy": "custom",
    ...
    "custom_weights": [0.3, 0.2, 0.2, 0.1, 0.1, 0.1, 0.0, 0.0, 0.0, 0.0]
```

Dans cet exemple, les poids sont tous déjà normalisés puisque leur somme est égale à 1, mais cela n'est pas nécessaire !

6. Formules TOPSIS

Formule standard (par défaut)

$$S^* = \frac{E^-}{(E^+ + E^-)}$$

- Valeurs entre 0 et 1
- Plus facile à interpréter
- De plus petites différences entre les alternatives

Formule variante

$$S^* = \begin{cases} \frac{E^-}{E^+} \text{ for } E^+ \neq 0 \\ \frac{E^-}{\max_i(E_i^+)} \text{ for } E^+ = 0 \end{cases}$$

Où:

- **E-** = Distance à la pire solution idéale
- **E+** = Distance à la meilleure solution idéale
- **max(E+)** = Distance maximale par rapport à la meilleure parmi toutes les alternatives

Caractéristiques:

- Une meilleure discrimination entre les alternatives
- Gère les cas limites lorsque la distance au meilleur est nulle
- Aucune normalisation requise
- Des valeurs plus élevées indiquent une meilleure correspondance
- Les résultats du classement sont les mêmes que dans le cas de la formule standard

7. Exemples d'utilisation

Exemple 1 : Trouver le meilleur développeur back-end

```
python main.py -- activité " Développement_Backend " -v
```

Cela montrera une analyse détaillée des profils qui correspondent le mieux aux exigences de développement du backend.

Exemple 2 : Ajuster le seuil pour différentes normes

```
# Évaluation stricte (seuil = 4.0)
python main.py --threshold 4.0

# Évaluation indulgente (seuil = 2.5)
python main.py --threshold 2.5
```

Des seuils plus élevés signifient que davantage de compétences sont considérées comme « indispensables » (bénéfiques).

Exemple 3 : Générer un rapport complet avec des visualisations

```
python main.py -v --à savoir --rapports_de_sortie/analyse_2025
```

Utilisation de l'API (Python)

Peu de code est nécessaire pour des appels API :

```
from pathlib import Path
import sys
sys.path.insert(0, 'src')

from core.profile_processor import ProfileProcessor, load_profiles_from_csv, load_activities_from_csv

# Load data
profiles_df = load_profiles_from_csv('data/input/profiles.csv')
activities_df = load_activities_from_csv('data/input/activities.csv')

# Create processor instance
processor = ProfileProcessor(
    profiles_df=profiles_df,
    activities_df=activities_df,
    threshold=3.0,
    min_threshold=0.0,
    max_threshold=5.0,
    proximity_formula='standard'
)

# Process all activities
results = processor.process_all_activities(
    weight_strategy='uniform',
    verbose=True
)

# Get specific activity results
backend_results = processor.results['Backend_Development']
best_profile = backend_results['best_alternative']
print(f'Best profile for Backend Development: {best_profile}')

# Save results
processor.save_results(Path('data/output'))
```

Exemples concrets

Dans tous les exemples ci-dessous, la stratégie fixée est celle définie par défaut **uniform**. Vous pouvez refaire les mêmes simulations avec les autres stratégies exposées et comparer.

Exemple 1 : TOPSIS standard vs variant

Activities_sample.csv

```
Activity,Skill_1,Skill_2,Skill_3,Skill_4,Skill_5,Skill_6,Skill_7,Skill_8,Skill_9,Skill_10
Activity_1,5,4,5,3,2,5,3,2,4,5
Activity_2,3,5,2,4,2,4,4,2,2,3
Activity_3,3,3,3,5,5,4,5,5,3,2
Activity_4,4,5,2,5,3,2,5,3,2,5,4
Activity_5,4,3,3,3,2,4,3,3,3,5
```

Profiles_sample.csv

```
Profile,Skill_1,Skill_2,Skill_3,Skill_4,Skill_5,Skill_6,Skill_7,Skill_8,Skill_9,Skill_10
Profile_1,0,3,4,1,2,5,4,2,3,4
Profile_2,1,5,3,5,4,4,0,3,2,3
Profile_3,3,2,2,3,3,4,0,2,4,2
Profile_4,1,0,5,0,4,5,4,4,4,2
Profile_5,2,3,0,5,5,3,2,1,2,1
```

Ranking

Variant proximity

Activity,Rank 1,Rank 2,Rank 3

Activity_1, Profile_1 (1), Profile_2 (0.9152), Profile_3 (0.8803)
Activity_2, Profile_5 (1), Profile_2 (0.6923), Profile_3 (0.6786)
Activity_3, Profile_2 (1), Profile_5 (0.9587), Profile_4 (0.9536)
Activity_4, Profile_4 (1), Profile_3 (0.9698), Profile_1 (0.9185)
Activity_5, Profile_2 (1), Profile_1 (0.9448), Profile_4 (0.8354)

Standard proximity

Activity,Rank 1,Rank 2,Rank 3

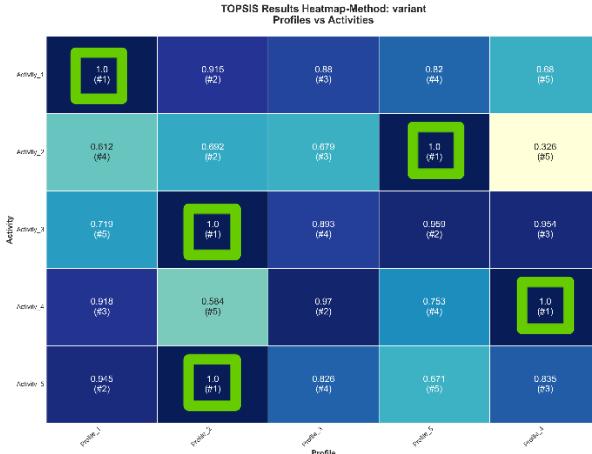
Activity_1, Profile_1 (0.5500), Profile_2 (0.5280), Profile_3 (0.5183)
Activity_2, Profile_5 (0.6156), Profile_2 (0.5258), Profile_3 (0.5208)
Activity_3, Profile_2 (0.5369), Profile_5 (0.5264), Profile_4 (0.5251)
Activity_4, Profile_4 (0.5498), Profile_3 (0.5423), Profile_1 (0.5287)
Activity_5, Profile_2 (0.5464), Profile_1 (0.5323), Profile_4 (0.5016)

Les deux méthodes fournissent le même classement, mais la méthode variante est plus lisible avec des écarts plus étendus pour les rangs après les 1^{ers}.

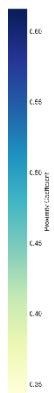
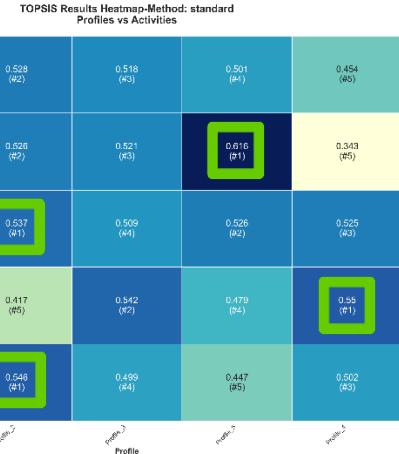
Cela se voit plus clairement sur les graphes de type heatmap générés:

Graphes HEATMAP

Variant proximity



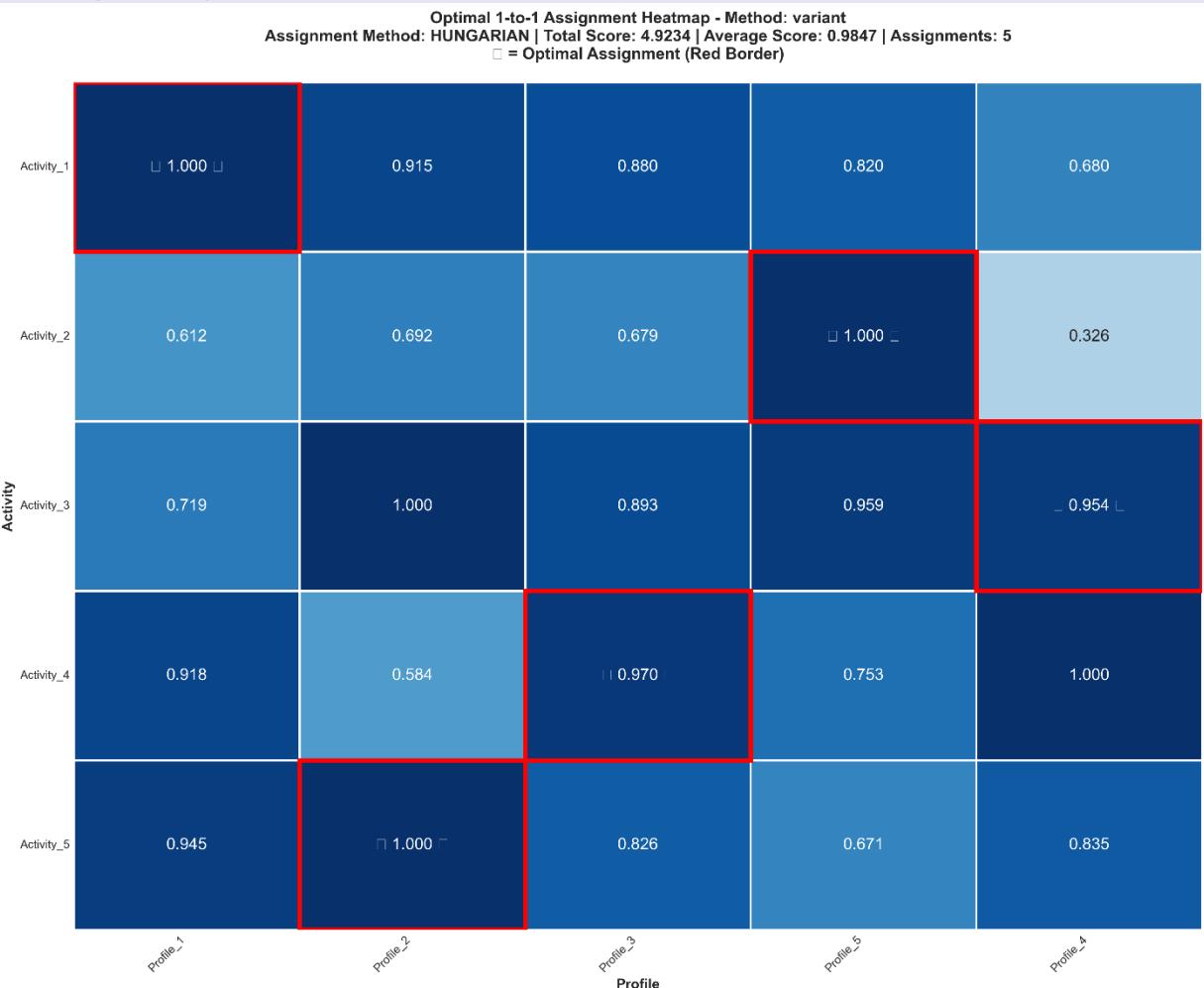
Standard proximity



Si on choisit la méthode **d'affectation 1-to-1 (méthode Hongoise)**, on obtient les mêmes affectations aussi bien avec la méthode standard qu'avec la variante, 3 affectations parfaites (=1) et les deux autres proches de 1 (0.954 et 0.970) :

Graphes HEATMAP

Variant proximity

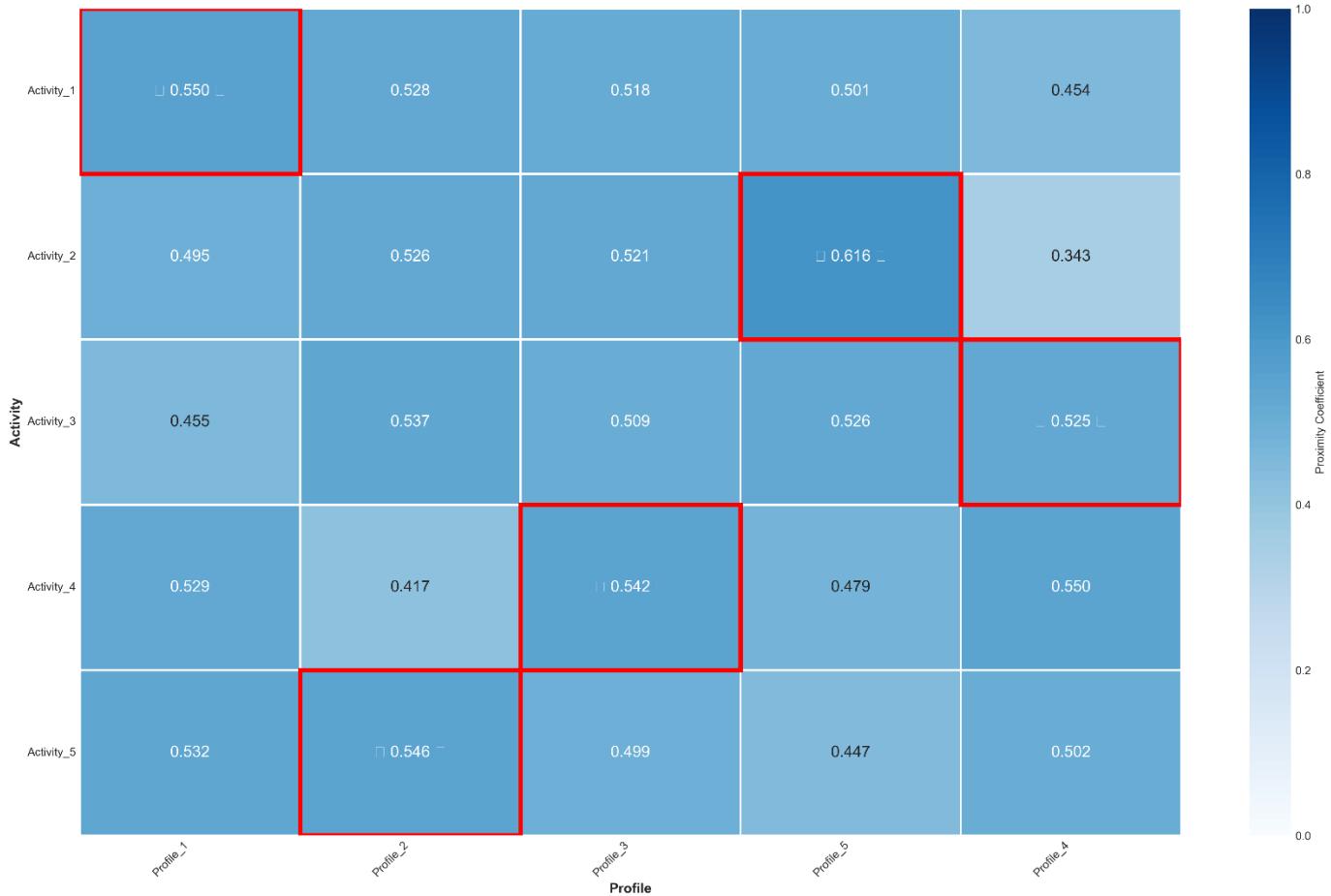


Sum of Proximity Values (Assigned Pairs): **4.923407 almost 5**

Average Proximity per Assignment: **0.984681 almost 1**

Standard proximity

Optimal 1-to-1 Assignment Heatmap - Method: standard
Assignment Method: HUNGARIAN | Total Score: 2.7794 | Average Score: 0.5559 | Assignments: 5
□ = Optimal Assignment (Red Border)



Sum of Proximity Values (Assigned Pairs): **2.779397**

Average Proximity per Assignment: **0.555879**

Exemple 2 : TOPSIS standard

Activités.csv

Profile	Python	Java	SQL	Communication	Leadership	Problem_Solving	Teamwork	Project_Management	Data_Analysis	Cloud_Computing
Profile_1	5	3	4	4	2	5	4	2	3	4
Profile_2	4	5	3	5	4	4	5	3	2	3
Profile_3	3	2	5	3	3	4	3	2	5	2
Profile_4	5	4	5	4	4	5	4	4	4	5
Profile_5	2	3	2	5	5	3	5	5	2	1
Profile_6	4	4	4	3	3	4	4	3	4	4
Profile_7	5	5	4	2	2	5	3	1	5	5
Profile_8	3	4	5	4	3	4	4	3	4	3
Profile_9	4	3	3	5	5	3	5	4	3	2
Profile_10	5	5	5	3	2	5	3	2	5	5
Profile_11	2	2	3	4	4	3	4	4	3	2
Profile_12	3	4	4	5	4	4	5	4	3	3
Profile_13	4	3	5	3	3	5	3	3	5	4
Profile_14	5	4	4	4	5	4	4	5	4	4
Profile_15	3	5	3	4	3	3	4	3	4	5

Profils.csv

Activity	Python	Java	SQL	Communication	Leadership	Problem_Solving	Teamwork	Project_Management	Data_Analysis	Cloud_Computing
Backend_Development	5	4	5	3	2	5	3	2	4	5
Frontend_Development	3	5	2	4	2	4	4	2	2	3
Team_Lead	3	3	3	5	5	4	5	5	3	2
Data_Engineer	5	2	5	3	2	5	3	2	5	4
DevOps_Engineer	4	3	3	3	2	4	3	3	3	5
Project_Manager	2	2	2	5	5	4	5	5	2	2
Full_Stack_Developer	4	4	4	4	3	4	4	3	3	4
Database_Admin	3	2	5	3	2	4	3	2	4	3
Cloud_Architect	4	3	3	3	2	5	3	3	4	5
Tech_Lead	4	4	4	5	5	5	5	5	4	4

Sortir:

Configuration Summary:

```
Profiles File: data/input/profiles.csv
Activities File: data/input/activities.csv
Output Directory: data/output
```

Threshold Settings:

```
Threshold: 3.0
Range: [0.0, 5.0]
```

```
Description: Skill levels >= threshold are treated as beneficial (maximize), < threshold as non-beneficial (minimize)
```

TOPSIS Settings:

```
Proximity Formula: standard
```

Weight Strategy:

```
Strategy: uniform
```

```
Description: All skills have equal weight
```

Loading data...

```
Loaded 15 profiles
```

```
Loaded 10 activities
```

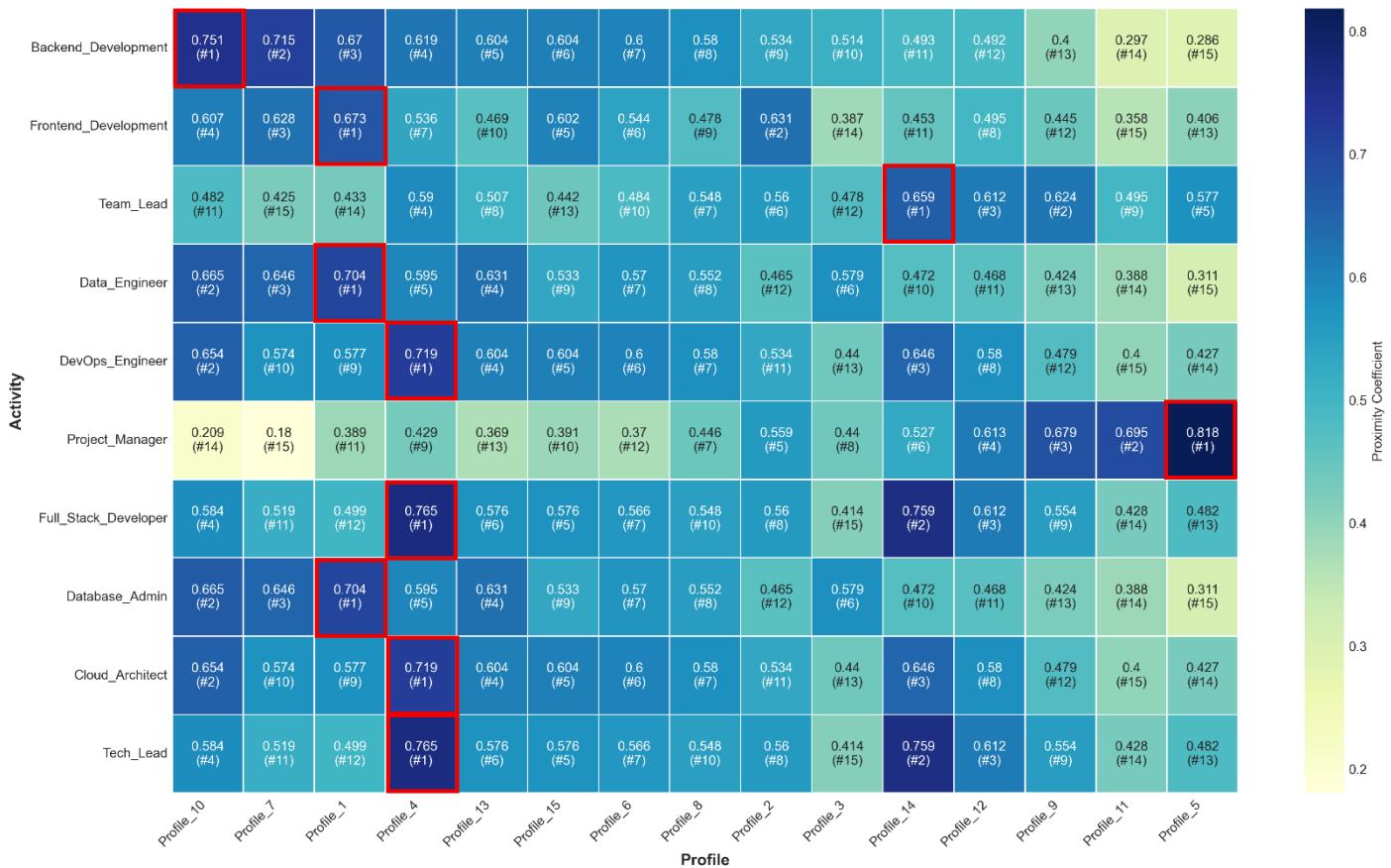
```
Skills: 10
```

...

Best Profile for Each Activity		
Activity	Best Profile	Coefficient
Backend_Development	Profile_10	0.750578
Frontend_Development	Profile_1	0.672916
Team_Lead	Profile_14	0.659264
Data_Engineer	Profile_1	0.703770
DevOps_Engineer	Profile_4	0.718717
Project_Manager	Profile_5	0.818082
Full_Stack_Developer	Profile_4	0.765258
Database_Admin	Profile_1	0.703770
Cloud_Architect	Profile_4	0.718717
Tech_Lead	Profile_4	0.765258

=====
PROCESS COMPLETED SUCCESSFULLY
=====

TOPSIS Results Heatmap-Method: standard
Profiles vs Activities



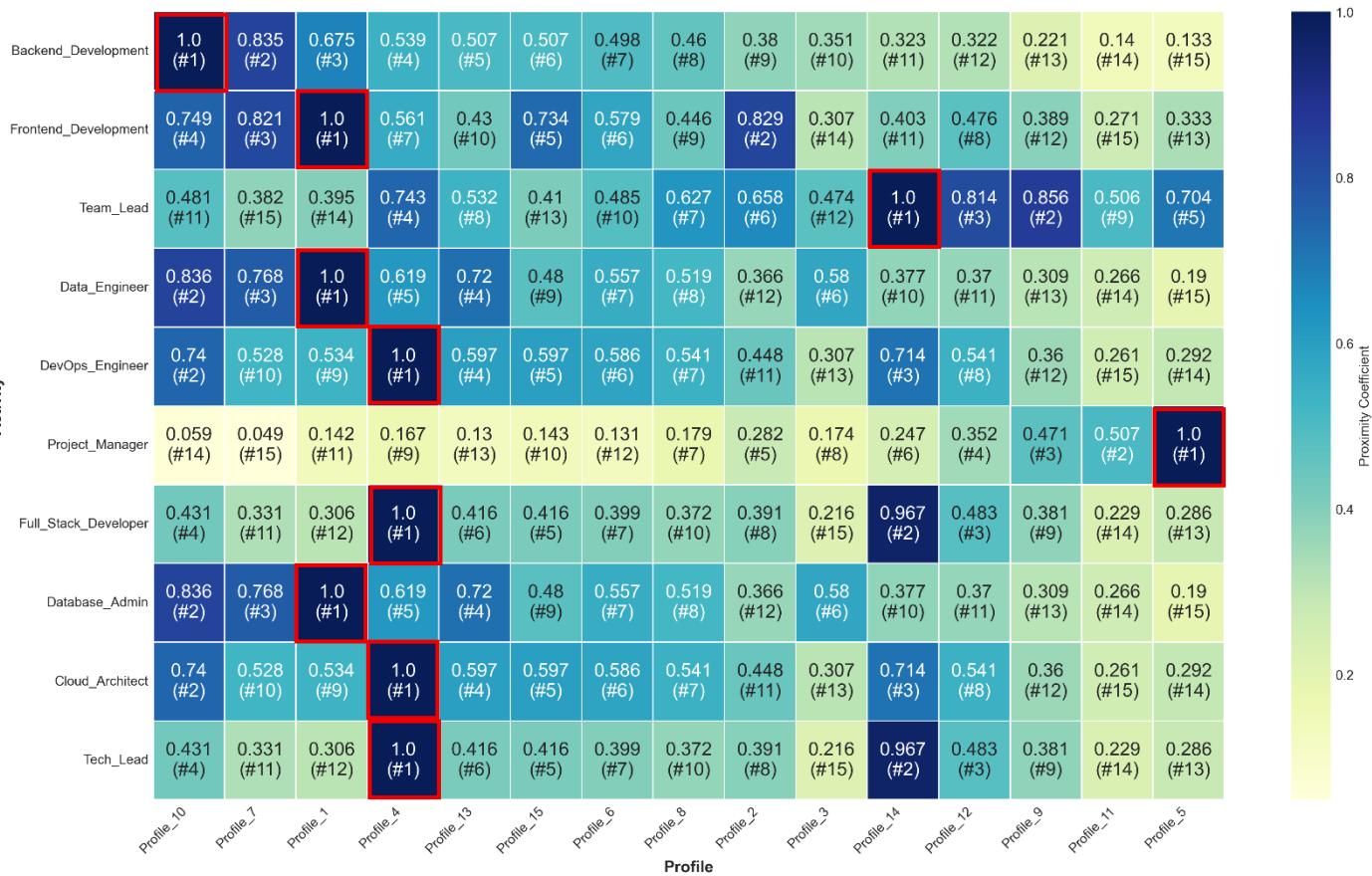
En changeant la formule de proximité = '`standard`' en `proximity_formula = 'variant'` on obtient la même matrice d'affectation dans laquelle il est plus facile à identifier les affectations optimales en repérant tout simplement les 1 :

Exemple 3 : TOPSIS variante

Identique à l'**exemple 1** en changeant la **formule de proximité** en **variante** :

```
" topsis_settings " : {
  " options_de_formule_de_proximité " : [ "standard", "variante" ] ,
  " formule de proximité " : "variante",
  ...
},
...
}
```

TOPSIS Results Heatmap-Method: variant
Profiles vs Activities



Dans les **deux exemples 2 et 3**, un profil peut être affecté à plusieurs activités, même si le nombre de profils est supérieur au nombre d'activités. Néanmoins, cela offre aux recruteurs et aux employeurs une plus grande liberté de choix parmi tous les profils, et pas seulement parmi les meilleurs ! Tout le monde a le droit de travailler (mais aussi l'obligation selon les situations individuelles).

Exemple 4 : Contrainte d'affectation HONGROISE (affectation 1 à 1) et formule de proximité = variante

Dans ce cas, le nombre d'activités doit être le même que le nombre de profils (ici =10) :

Activities_2.csv

Profile	Python	Java	SQL	Communication	Leadership	Problem_Solving	Teamwork	Project_Management	Data_Analysis	Cloud_Computing
Profile_1	5	4	5		3	2	5	3	2	5
Profile_2	3	5	2		4	2	4	4	2	3
Profile_3	3	3	3		5	5	4	5	3	2
Profile_4	5	2	5		3	2	5	3	2	4
Profile_5	4	3	3		3	2	4	3	3	5
Profile_6	2	2	2		5	5	4	5	5	2
Profile_7	4	4	4		4	3	4	4	3	4
Profile_8	3	2	5		3	2	4	3	2	4
Profile_9	4	3	3		3	2	5	3	3	5
Profile_10	4	4	4		5	5	5	5	4	4

Profiles_2.csv

Activity	Python	Java	SQL	Communication	Leadership	Problem_Solving	Teamwork	Project_Management	Data_Analysis	Cloud_Computing
Backend_Development	5	3	4		4	2	5	4	2	3
Frontend_Development	4	5	3		5	4	4	5	3	2
Team_Lead	3	2	5		3	3	4	3	2	5
Data_Engineer	5	4	5		4	4	5	4	4	5
DevOps_Engineer	2	3	2		5	5	3	5	2	1
Project_Manager	4	4	4		3	3	4	4	3	4
Full_Stack_Developer	5	5	4		2	2	5	3	1	5
Database_Admin	3	4	5		4	3	4	4	3	3
Cloud_Architect	4	3	3		5	5	3	5	4	3
Tech_Lead	5	5	5		3	2	5	3	2	5

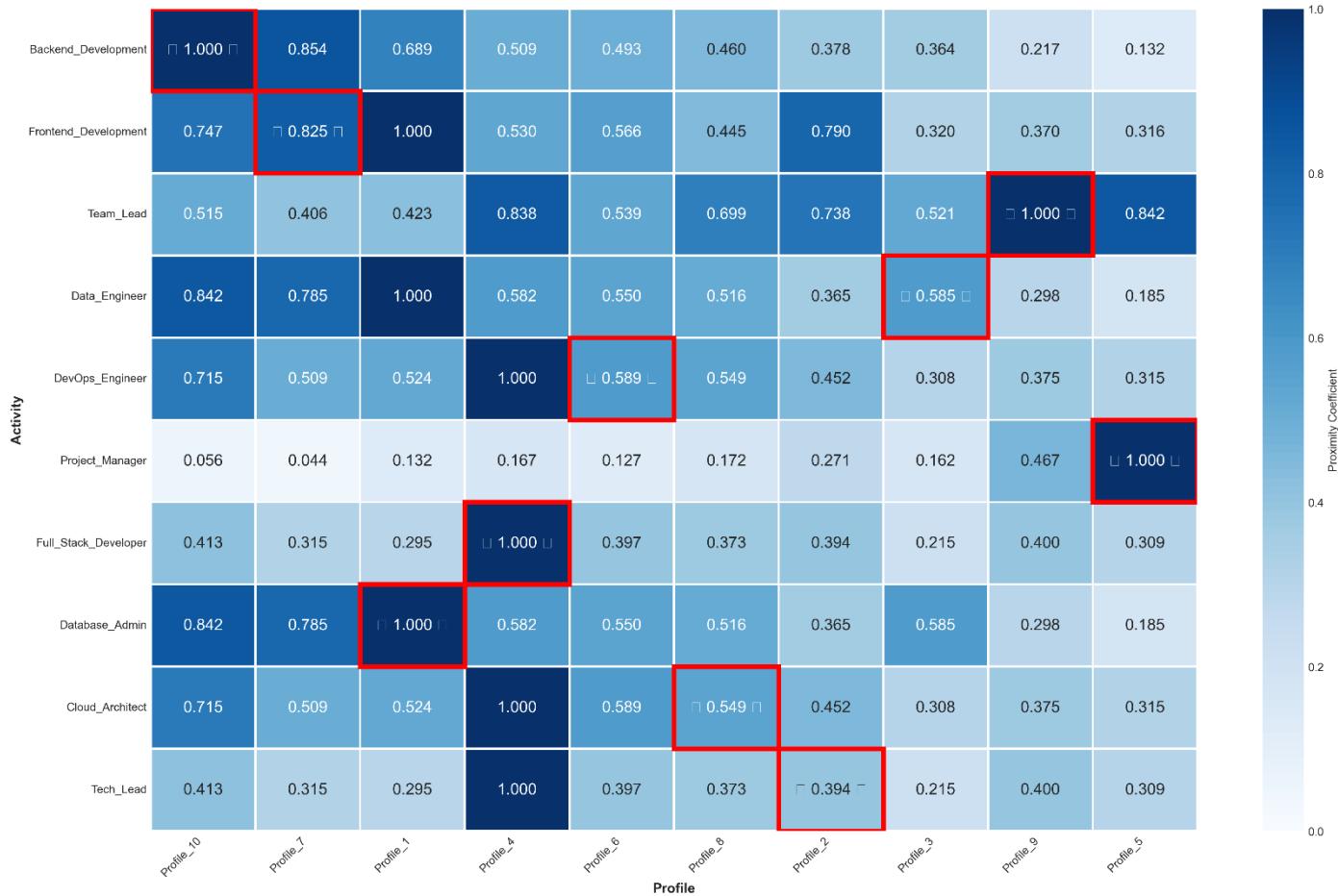
Ligne de commande :

```
python main.py --profiles data/input/profiles_2.csv --activities data/input/activities_2.csv --proximity-formula variant --assignment --assignment-method hungarian
```

Nous obtenons entre autres, l'affectation suivante 1-to-1 représentée par un graphe heatmap :

ALGORITHME COMBINATOIRE DES AFFECTATIONS DES PROFILS : MCAP, TOPSIS et HONGROIS

Optimal 1-to-1 Assignment Heatmap - Method: variant
Assignment Method: HUNGARIAN | Total Score: 7.9413 | Average Score: 0.7941 | Assignments: 10
□ = Optimal Assignment (Red Border)



Nous constatons que même si un profil possède 1 comme facteur de proximité, il n'est pas automatiquement affecté à l'activité correspondante comme par exemple : **Profile_7** est affecté à l'activité **Frontend_Development** avec un facteur de proximité de .825<1.0 même si **profile_1** possède 1 comme facteur de proximité pour la même activité.

REMARQUE : La matrice d'affectation HONGROISE n'est pas nécessairement la même dans le cas **standard de la formule de proximité** comme dans le cas **de la variante**. L'application de la **formule standard** et de la **variante de proximity_formulas** donne les conclusions suivantes :

1. Différentes plages de scores :

- **Standard** : [0,173, 0,825] – plage plus compressée
- **Variante** : [0,044, 1,000] – plage plus large avec une meilleure discrimination

2. Optimisation totale différente des scores:

- **Standard** : 6,633 (**moyenne** : 0,663)
- **Variante** : 7,941 (**moyenne** : 0,794)
- **Difference** : 1,309 points !

Sur cet exemple nous concluons.

Conclusion

L'étude présentée dans cette proposition algorithmique, soutenue par un code Python performant, met en évidence qu'un algorithme combiné, c'est-à-dire l'enchaînement de plusieurs algorithmes, offre généralement de meilleures performances que l'application isolée de chaque algorithme. Cette efficacité accrue résulte de la capacité à exploiter les avantages spécifiques de chaque méthode, tout en atténuant leurs éventuelles limites individuelles.

Par ailleurs, la variante TOPSIS proposée dans ce cadre se distingue par une meilleure lisibilité des résultats, tout en maintenant un alignement avec les résultats obtenus via l'approche TOPSIS standard. Cette clarté facilite l'interprétation et l'exploitation des résultats, contribuant ainsi à une prise de décision plus éclairée.

Bien que les exemples développés s'appuient principalement sur le domaine de l'IT, la méthodologie élaborée dans cette proposition présente une grande flexibilité. En effet, elle peut être transposée à l'ensemble des domaines d'activité humaine, moyennant une adaptation minimale de certains concepts tels que le **Profil**, l'**Activité** et les **Compétences** propres au secteur ciblé.

Au-delà de la dimension méthodologique, l'intérêt fondamental de cette étude reste avant tout humain : il s'agit de permettre l'affectation optimale des missions d'activité aux bonnes personnes (affecter l'activité à la personne la plus appropriée), tout en veillant à ne pas oublier les autres membres du groupe.

Références

Algorithme TOPSIS

- Hwang, CL et Yoon, K. (1981). Prise de décision à attributs multiples : méthodes et applications. Springer-Verlag.
- Yoon, KP et Hwang, CL (1995). Prise de décision à attributs multiples : Introduction. SAGE Publications.

Multi-criteria Decision Analysis

Triantaphyllou , E. (2000). Méthodes de prise de décision multicritère : une étude comparative. Kluwer Academic Publishers.

Licence

Ce projet combine des concepts des deux articles :

- [Profile Assignment System \(MCAP\)](#) : Abdel YEZZA (Ph.D), 2025
- [TOPSIS VARIANT Algorithm Implementation](#) : Abdel YEZZA (Ph.D), 2025

Contribuer

Pour tout problème, suggestion ou contribution, veuillez contacter l'auteur.

Auteur

Abdel YEZZA, Ph.D

Version : 1.0.0 Dernière mise à jour : 2025