



**HAL**  
open science

## Sélection d'interface de communication dans les réseaux de capteurs multi-technologies

Brandon Foubert, Nathalie Mitton

► **To cite this version:**

Brandon Foubert, Nathalie Mitton. Sélection d'interface de communication dans les réseaux de capteurs multi-technologies. CoRes 2020 - 5èmes Rencontres Francophones sur la Conception de Protocoles, l'Evaluation de Performance et l'Expérimentation des Réseaux de Communication, Sep 2020, Lyon, France. hal-02570838

**HAL Id: hal-02570838**

**<https://inria.hal.science/hal-02570838>**

Submitted on 15 May 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

# Sélection d'interface de communication dans les réseaux de capteurs multi-technologies

Brandon Foubert<sup>1</sup> et Nathalie Mitton<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Inria, 40 Avenue Halley, 59650 Villeneuve-d'Ascq, France

---

Les réseaux de capteurs sont composés de systèmes généralement contraints en énergie et communiquant via des liaisons sans fil. Cependant, le déploiement d'un tel réseau est limité par la portée radio et le débit de la technologie utilisée. Pouvoir choisir la technologie la plus adaptée au scénario permettrait de dépasser cette limite et de réduire la consommation énergétique tout en permettant la différenciation des flux de données. "Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution" (TOPSIS) est une méthode permettant de comparer finement des technologies basées sur des attributs contradictoires. Mais elle est limitée par un phénomène d'anomalie de classement pouvant altérer la qualité de la sélection. De plus, TOPSIS nécessite des calculs complexes, augmentant la consommation d'énergie sur du matériel contraint. Dans cet article, nous proposons une méthode TOPSIS adaptée pour la sélection d'interface de communication sur du matériel contraint. L'évaluation de notre solution avec des modules FiPy de Pycom montre une amélioration du temps de calcul de 40% tout en assurant une similarité de classement avec TOPSIS de 80%.

**Mots-clés :** WSN, NIS, MADM, TOPSIS, rank reversal

---

## 1 Introduction, contexte et problématique

Les réseaux de capteurs sont un outil précieux pour de nombreux usages dont la collecte de données environnementales. Généralement, dans un tel réseau, les noeuds doivent être autonomes opérativement et énergiquement. Les noeuds partagent les données collectées en s'appuyant sur une technologie de communication sans fil. Chaque technologie offre des performances différentes, et le déploiement comme la régulation juridique varie entre les pays. Le déploiement d'un réseau de capteurs est donc limité par la couverture de la technologie utilisée, mais aussi ses performances qui ne permettent pas toujours de respecter les besoins applicatifs (*e.g.* la différenciation des flux de données).

Concevoir des noeuds multi-technologies résoudrait ces problèmes. La technologie répondant au mieux aux besoins du déploiement et du cas d'usage serait sélectionnée dynamiquement, et pourrait être désactivée au profit d'une autre si l'environnement ou les besoins changeaient. Un noeud doit donc être capable de sélectionner de façon autonome une technologie en fonction des performances des technologies et des besoins applicatifs. Ceci est un problème connu comme la "Network Interface Selection" (NIS).

Les méthodes "Multiple Attribute Decision-Making" (MADM) sont communément utilisées pour ce problème, car elles permettent de classer différentes alternatives en prenant en compte chacun de leurs attributs et l'importance associée. Le tableau 1 représente une matrice de décision, où on a  $A = \{A_i \mid i = 1, 2, \dots, n\}$  l'ensemble des candidats,  $P = \{P_j \mid j = 1, 2, \dots, m\}$  l'ensemble des attributs et  $W = \{w_j \mid j = 1, 2, \dots, m\}$  l'ensemble des poids associés à chaque attribut. Appliqué à la NIS,  $A$  représente les technologies,  $P$  leurs caractéristiques et  $W$  les besoins applicatifs sous formes de poids.

Une méthode MADM prend en entrée la matrice de décision et produit en sortie un classement des candidats. Parmi les méthodes existantes, "Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution" (TOPSIS) est largement étudiée et utilisée. L'idée de TOPSIS est de classer chacun des candidats en fonction de leurs distances (au sens mathématique) avec deux candidats idéaux positif et négatif.

Le déroulement de TOPSIS est le suivant : les valeurs  $x_{ij}$  d'une matrice de décision sont normalisées selon l'équation 1, puis pondérées selon l'équation 2. À partir des valeurs normalisées et pondérées  $v_{ij}$ , les candidats idéaux positif et négatif sont déterminés selon l'équation 3. Les valeurs de leurs attributs sont

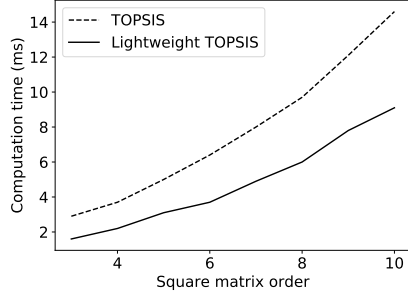


FIGURE 1: TOPSIS vs TOPSIS simplifié

TABLE 1: Matrice de décision MADM

	$P_1$	$P_2$	...	$P_m$
	$w_1$	$w_2$	...	$w_m$
$A_1$	$x_{11}$	$x_{12}$	...	$x_{1m}$
$A_2$	$x_{21}$	$x_{22}$	...	$x_{2m}$
...	...	...	...	...
$A_n$	$x_{n1}$	$x_{n2}$	...	$x_{nm}$

déterminées selon l'équation 4 pour les attributs "montants" (e.g. portée) ou selon l'équation 5 pour les attributs "descendants" (e.g. délai). Les distances entre chaque candidat et les candidats idéaux sont calculées selon l'équation 6, puis la proximité relative avec la solution optimale est calculée selon l'équation 7. Dans l'application de la NIS, la technologie avec la plus grande valeur de proximité est finalement sélectionnée.

TOPSIS permet de comparer finement plusieurs candidats, mais a aussi ses limites. Une anomalie de classement est une modification des rangs des candidats qui peut survenir lorsqu'un candidat quelconque est retiré du classement. Les anomalies de classement affectent plusieurs méthodes MADM dont TOPSIS, et peuvent altérer la qualité du classement résultant. Dans le cas de la NIS, les anomalies de classement peuvent survenir lors de la dégradation des liens radio (e.g. due à des variations atmosphériques) déclassant potentiellement la technologie optimale et engendrant un coût de changement de technologie inutile.

Plusieurs travaux proposent d'appliquer TOPSIS à la NIS : [BL07b] utilise TOPSIS de façon itérative jusqu'à l'obtention d'une seule technologie ; [Zha04] combine TOPSIS avec de la logique floue pour prendre en compte les attributs incertains ; [SMHM16] propose des méthodes MADM alternatives basées sur TOPSIS et utilisant des algorithmes de normalisation s'appuyant sur les valeurs maximales et minimales des attributs ; [SW06] propose une comparaison de plusieurs méthodes de NIS appliquées au réseaux sans fil hétérogènes ; [BL07a] introduit une méthode MADM originale et une analyse en profondeur de TOPSIS.

Les propositions sus-mentionnées permettent de limiter les anomalies de classement mais ne les éliminent pas. Certaines propositions résultent de plus en une augmentation de la complexité de TOPSIS, ce qui en augmenterait le coût énergétique sur du matériel contraint. Une seconde limite de TOPSIS est en effet sa complexité, les équations utilisés par TOPSIS étant relativement complexes elles peuvent allonger le temps d'exécution, et donc directement augmenter la consommation énergétique de noeuds contraints.

Nous proposons dans cet article une version simplifiée de TOPSIS adaptée à du matériel contraint. Notre méthode est basée sur un algorithme de normalisation alternatif, qui nous permet de réduire la complexité de TOPSIS et de résoudre totalement les anomalies de classement. La pertinence de notre approche est vérifiée par expérimentation avec du matériel multi-technologies dédié aux réseaux de capteurs. Les résultats montrent une réduction du temps de calcul moyen d'environ 40% et une similarité de classement avec TOPSIS dans environ 80% des cas, cela tout en évitant totalement les anomalies de classement.

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2}} \quad (1)$$

$$v_{ij} = w_j r_{ij} \text{ (avec } \sum_{j=1}^n w_j = 1) \quad (2)$$

$$\begin{aligned} A^+ &= [v_1^+ \dots v_m^+] \\ A^- &= [v_1^- \dots v_m^-] \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} v_j^+ &= \max\{v_{ij}, i = 1, \dots, n\} \\ v_j^- &= \min\{v_{ij}, i = 1, \dots, n\} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} v_j^+ &= \min\{v_{ij}, i = 1, \dots, n\} \\ v_j^- &= \max\{v_{ij}, i = 1, \dots, n\} \end{aligned} \quad (5)$$

$$S_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_j^+ - v_{ij})^2} \quad (6)$$

$$S_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^m (v_j^- - v_{ij})^2}$$

$$C_{TOPSIS} = \frac{S_i^-}{S_i^- + S_i^+} \quad (7)$$

---

**Algorithme 1** Normalisation bornée

---

**Entrée:**  $x_{ij}$  la valeur brute de chaque attribut  $j$  de chaque candidat  $i$

**pour** chaque attribut  $P_j$  **faire**

**si**  $P_j$  est un attribut montant **alors**

$B_j^+$  est la borne supérieure de  $P_j$

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{B_j^+}$$

**sinon si**  $P_j$  est un attribut descendant **alors**

$B_j^-$  est la borne inférieure de  $P_j$

$$r_{ij} = \frac{B_j^-}{x_{ij}}$$

**fin si**

**fin pour**

**retourne**  $r_{ij}$  la valeur normalisée de  $x_{ij}$

---

## 2 Proposition de simplification

La normalisation utilisée par TOPSIS (a.k.a. normalisation euclidienne) normalise les valeurs d'une alternative en se basant sur les données des autres alternatives. De fait, si une alternative est enlevée de l'ensemble  $A$ , le classement final peut être altéré. De plus, cet algorithme de normalisation est complexe, car nécessitant des opérations coûteuses en temps processeur et en accès mémoire.

Nous proposons un algorithme de normalisation simplifié pour TOPSIS, qui élimine totalement les anomalies de classement et réduit la complexité de TOPSIS. L'idée est la suivante : les anomalies de classement sont dues à l'utilisation d'un référentiel de normalisation instable dans le temps. Or, nous savons que lors de l'utilisation d'un noeud multi-technologies, les valeurs des attributs des technologies sont bornées positivement et négativement par des valeurs théoriques maximales et minimales. Ces bornes sont fixes car le matériel d'un noeud n'est en général pas amené à changer après déploiement; nous proposons donc d'utiliser ces bornes en tant que référentiel de normalisation.

Ce fonctionnement est décrit par l'algorithme 1, qui remplace l'équation 1. Chaque valeur  $x_{ij}$  est normalisée en étant divisée avec la borne supérieure ou inférieure de son attribut  $j$ . L'ensemble  $B = \{B_j^+, B_j^- \mid j = 1, 2, \dots, m\}$  des bornes inférieures et supérieures de chaque attribut  $j$  est stable, donc les valeurs normalisées des candidats ne seront pas modifiées par le retrait d'un candidat quelconque, résolvant les anomalies de classement. La complexité algorithmique est également réduite. En effet, l'équation 1 nécessite de calculer le dénominateur  $\sqrt{\sum_{i=1}^n x_{ij}^2}$  pour chaque valeur de  $j$  (pour  $m$  attributs), ce qui n'est plus nécessaire avec notre normalisation bornée. La connaissance des bornes de chaque attribut nous permet de simplifier TOPSIS davantage. En effet, l'équation 3 pour déterminer les candidats idéaux positif et négatif consiste à regrouper les valeurs extrêmes selon les équations 4 et 5, ce qui nécessite de nombreuses comparaisons et accès mémoire. Au contraire, en utilisant notre normalisation bornée, la construction des candidats idéaux  $A^+$  et  $A^-$  est triviale car les bornes normalisées des attributs sont forcément 1 ou 0 et donc les équations 4 et 5 sont simplifiées en l'équation 9. Selon l'équation 3, les candidats idéaux sont donc fixes et décrits par l'équation 8. Logiquement, l'équation 6 peut donc être simplifiée en l'équation 10, car  $v_j^+ = 1$  et  $v_j^- = 0$ .

Ces simplifications réduisent la complexité de TOPSIS, et éliminent totalement les anomalies de classement. Cela se traduit par un coût temporel réduit comme nous allons le voir dans la section 3.

$$\begin{aligned} A^+ &= [1\dots 1] \\ A^- &= [0\dots 0] \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} v_j^+ &= 1 \\ v_j^- &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} S_i^+ &= \sqrt{\sum_{j=1}^m (1 - v_{ij})^2} \\ S_i^- &= \sqrt{\sum_{j=1}^m v_{ij}^2} \end{aligned} \quad (10)$$

### 3 Évaluation de notre proposition

Pour évaluer notre approche, nous comparons les performances d'une TOPSIS classique et de notre TOPSIS simplifiée. Nous avons implémenté les deux algorithmes en MicroPython sur des modules FiPy de Pycom, qui offrent cinq interfaces de communication : WiFi, LoRa, Sigfox, LTE-M, NB-IoT et BLE. Nous mesurons le temps d'exécution des algorithmes et quantifions la similarité des classements. Il est notable qu'il n'existe pas de critère de qualité objectif pour évaluer un classement, mais TOPSIS est considérée comme performante et souvent utilisée comme référentiel. Les résultats sont visibles sur la Figure 1.

Nous obtenons en moyenne une accélération du temps de calcul de 39%, tout en conservant une similarité de classement avec TOPSIS dans 82% des cas. Nous avons expérimenté sous différentes conditions : matrices de décisions larges (100x100) et valeurs aléatoires, matrices réduites (5x5) et valeurs réalistes, mais les résultats varient peu en faisant osciller ces paramètres. Dans le cas d'une matrice (5x5), et ceci pour une population de 7000 expériences, les résultats arrondis à deux chiffres après la virgule sont les suivants : le temps d'exécution de TOPSIS classique est en moyenne de 4.79 ms, tandis que notre proposition s'exécute en moyenne en 2.96 ms. Ceci résulte en un gain d'en moyenne 1.83 ms, laps de temps pendant lequel un noeud peut économiser de l'énergie. En se basant sur les spécifications techniques du processeur utilisé par un module FiPy, cela réduirait la consommation énergétique d'environ 448  $\mu\text{J}$  pour chaque exécution de TOPSIS. La déviation standard est de 0.05 ms, et les intervalles de confiance de  $+/- 2.76 * 10^{-3}$  ms et  $+/- 2.48 * 10^{-3}$  ms respectivement pour TOPSIS classique et TOPSIS simplifiée, avec un niveau de confiance de 0.99999%.

### 4 Conclusion

Les réseaux de capteurs sans fil sont contraints énergiquement par leurs batteries, mais aussi en terme de déploiement par les limites de la technologie de communication utilisée par les noeuds. Pour surpasser cette limite, il est envisageable de déployer des noeuds multi-technologies. Ces noeuds devront sélectionner l'interface de communication optimale en prenant en compte l'environnement et les besoins applicatifs. La méthode MADM TOPSIS permet de réaliser cette sélection finement, mais sa complexité algorithmique et les anomalies de classement risquent d'altérer la durée de vie des noeuds.

Dans cet article, nous proposons des simplifications à apporter à TOPSIS pour réduire sa complexité algorithmique et éliminer les anomalies de classement, dans le but de disposer d'une méthode de NIS performante et respectueuse des contraintes énergétiques du matériel généralement utilisé dans les réseaux de capteurs. L'évaluation de notre proposition met en évidence un gain de temps d'exécution d'environ 40% tout en maintenant une similarité de classement avec TOPSIS classique de 80%. Ceci se traduit directement par une économie d'énergie des noeuds, ces derniers pouvant rester en veille plus longtemps.

Pour approfondir notre évaluation, nous voulons expérimenter en profondeur autour de la prévalence des anomalies de classement, et quantifier précisément le gain énergétique de notre proposition.

### Références

- [BL07a] F. Bari and V. C. M. Leung. Automated network selection in a heterogeneous wireless network environment. *IEEE Network*, 21(1) :34–40, 2007.
- [BL07b] F. Bari and V. C. M. Leung. Multi-attribute network selection by iterative topsis for heterogeneous wireless access. In *IEEE Consumer Communications and Networking Conference*, 2007.
- [SMHM16] M. A. Senouci, M. S. Mushtaq, S. Hoceini, and A. Mellouk. Topsis-based dynamic approach for mobile network interface selection. *Computer Networks*, 107 :304 – 314, 2016.
- [SW06] E. Stevens-Navarro and V. W. S. Wong. Comparison between vertical handoff decision algorithms for heterogeneous wireless networks. In *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2006.
- [Zha04] W. Zhang. Handover decision using fuzzy madm in heterogeneous networks. In *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2004.