

Reversão de Ranking no Método TOPSIS: Uma Análise Comparativa dos Procedimentos de Normalização

Renan Felinto de Farias Aires

Programa de Pós-Graduação em Administração - PPGA, UFRN
Avenida Senador Salgado Filho, 3000, Lagoa Nova, Natal-RN
renanffa@hotmail.com

Luciano Ferreira

Escola de Administração (UFRGS)
Programa de Pós-Graduação em Administração – PPGA, UFRN
Rua Washington Luiz, 855, Centro Histórico, CEP: 90010-460, Porto Alegre-RS
Ferreira.luciano@ufrgs.br

RESUMO

O TOPSIS é um dos métodos multicritério mais utilizados na academia, mas, apesar da sua grande difusão, este é um método que tem sido criticado por parte de vários pesquisadores devido à ocorrência do fenômeno da reversão de *ranking*. Logo, o objetivo deste estudo foi avaliar e quantificar a ocorrência da reversão de *ranking* no método TOPSIS para diferentes procedimentos de normalização, a partir da realização de experimentos com 4.800 problemas de decisão, gerados aleatoriamente com base em quatro critérios de reversão propostos na literatura. Os experimentos apontaram que o TOPSIS apresenta menores índices de reversão de *ranking* com a utilização do procedimento de normalização da transformação linear de escala pelo máximo.

PALAVRAS CHAVE. Reversão de Ranking. Multicritério. Método TOPSIS.

Apoio à Decisão Multicritério.

ABSTRACT

TOPSIS is one of the most multicriteria methods used in decision making field and has been applied in different areas, however, it has received criticism from several researchers due to the occurrence of the rank reversal phenomenon. Therefore, the aim of this paper is to evaluate and quantify the occurrence of rank reversal in TOPSIS method for different normalization procedures, by conducting experiments on 4,800 decision problems randomly generated based on four classical criteria proposed in the literature. The experiments showed that TOPSIS presents the lower indexes of ranking reversal using the Linear Scale Transformation (Max Method).

KEYWORDS. Raking Reversal. Multicriteria. TOPSIS Method.

Multicriteria Decision Support.

1. Introdução

Pessoas se veem envolvidas em tomadas de decisão no que diz respeito à sua vida diária e este fator tem interessado os pesquisadores por muitos anos [García-Cascales e Lamata 2012]. Apesar de muitas dessas decisões serem tomadas levando em consideração apenas um parâmetro, pode-se perceber que os problemas reais raramente se enquadram nesta situação. Neste sentido, a problemática da tomada de decisão nos dias atuais é caracterizada por um número crescente de alternativas e critérios conflitantes [Araujo e Almeida 2009], tornando-a bastante complexa [Chaves et al. 2010]. Esse tipo de decisão, caracterizado pela consideração simultânea de múltiplos parâmetros ou critérios para a escolha de um curso de ação, é denominado como um problema de decisão multicritério.

A tomada de decisão multicritério (MCDM), que é uma das metodologias de decisão mais utilizadas nas ciências, nos negócios, no governo e na engenharia, com o propósito de ajudar a melhorar a qualidade das decisões [Wanga e Triantaphyllou 2008], consiste em uma situação onde existem pelo menos duas alternativas de ação a serem escolhidas, de forma que o processo de escolha ocorre de acordo com o atendimento dos objetivos, que muitas vezes têm relacionamentos conflitantes [Almeida 2013]. Logo, as ferramentas de MCDM atuam de forma a possibilitar a resolução de um problema com segurança e redução da possibilidade de erro [Belton e Stewart, 2002].

Dentre estas ferramentas, tem-se o método TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), que se baseia na ideia de que a alternativa escolhida deverá ter a distância mais curta entre a solução ideal positiva e a maior distância da solução ideal negativa [Hwang e Yoon 1981]. Este método é caracterizado por sua fácil utilização e robustez de resultados, o que resultou em sua vasta utilização, seja de forma individual ou conjunta com outros métodos, como aponta o estudo de [Behzadian et al. 2012].

Apesar da grande difusão desse método, assim como de outras diversas ferramentas de MCDM, estas têm sido criticadas devido à ocorrência de um fenômeno chamado de *rank reversal*, ou seja, reversão de ordenação. O *rank reversal* se refere à mudança na ordenação de alternativas após uma alternativa irrelevante ter sido adicionada ou excluída deste grupo anteriormente ordenado. Este fenômeno, observado inicialmente no método AHP, a partir do estudo de [Belton e Gear 1983], tem sido debatido ao longo de mais de 30 anos e para diversos métodos diferentes, tais como o PROMETHEE [Verly e Smet 2013], o SAW [Wang e Luo 2009], o DEA [Soltanifar e Shahghobadi 2014], o ELECTRE [Wanga e Triantaphyllou 2008] e o próprio TOPSIS [Wang e Luo 2009].

No entanto, o que se tem percebido é que ainda há uma escassez na literatura de estudos que se dediquem a avaliar em profundidade o impacto deste fenômeno para estes métodos, ilustrando, por exemplo, sob quais condições o fenômeno ocorre. Em relação ao TOPSIS, podem-se destacar, de forma geral, seis estudos que tangenciam o fenômeno do *rank reversal*, seja de forma geral, em conjunto com outros métodos, seja de forma específica e individual.

Nesse sentido, [Wang e Luo 2009] apresentam apenas exemplos numéricos simples para ilustrar o fenômeno para quatro métodos além do TOPSIS (AHP, BK, SAW e DEA), enquanto que [Buede e Maxwell 1995] examinam a frequência e magnitude de divergências de classificação nos métodos AHP, TOPSIS, *Policy Goal Percentaging Analysis or Percentaging* e *Fuzzy algorithm*, através de simulações de Monte Carlo, utilizando o MAVT (*Multi-Attribute Value Theory*) como padrão. Em estudo similar, [Zanakis et al. 1998] testou o *rank reversal* para oito métodos: ELECTRE, TOPSIS, MEW, SAW, e quatro versões do AHP (original vs. Escala geométrica e *right eigenvector vs. mean transformation solution*).

Em caráter mais específico, destacam-se três estudos: [Ren et al. 2007], [Kong 2011] e [García-Cascales e Lamata 2012]. No primeiro deles é proposto um método chamado M-TOPSIS, que, segundo os autores, diferentemente do TOPSIS clássico não apresenta *rank reversal*. Em síntese, o método proposto utiliza as quatro primeiras etapas do TOPSIS clássico, diferenciando-se apenas a partir da quinta etapa de cálculo da proximidade relativa de cada alternativa [R_i]. Nessa etapa do método, os autores estabelecem planos para as distâncias de cada

uma das alternativas em relação às soluções ideais positivas (D^+ - eixo x) e negativas (D^- - eixo y) e traçam $\min(D^+_i)$, $\max(D^-_i)$ como o "ponto de referência ideal otimizado".

Nos dois outros estudos, há uma atenção clara voltada ao procedimento de normalização do TOPSIS como um dos principais fatores de geração do *rank reversal*. Assim, Kong (2011) propõe um método cujo procedimento de normalização utilizado é o Max-Min [Chakraborty e Yeh 2007], que determina o valor de atributo que é o mais satisfatório sendo normalizados para ser 1 e o que é mais insatisfatório sendo normalizados para ser 0, de acordo com a experiência ou julgamento do decisor. Dessa forma, fica garantido que os pontos ideais nunca irão se alterar com adição ou eliminação de alternativas.

Similar ao estudo anterior, [García-Cascales e Lamata 2012] também propõem a utilização de um novo procedimento de normalização para o TOPSIS e acrescentam que também é necessário haver modificações nas soluções ideais positiva e negativa (PIS e NIS), através da introdução de alternativas fictícias. Para isso, as autoras colocam como solução que a normalização seja feita de forma absoluta, em que se faz a divisão pelo máximo, em que as alternativas fictícias possuem os valores máximos e mínimos de toda a matriz de decisão ($F_1 = \text{Max}S, \text{Max}S$) e ($F_2 = \text{Min}S, \text{Min}S$).

Desse modo, levando em consideração a criticidade do problema do *rank reversal*, bem como a atenção dada ao procedimento de normalização como fator crítico para a ocorrência desse fenômeno, este estudo tem como objetivo testar, através de quatro critérios selecionados na literatura, a ocorrência do *rank reversal* no método TOPSIS para diferentes procedimentos de normalização. Para tanto, o artigo está estruturado da seguinte forma: em primeiro lugar apresenta a estrutura do TOPSIS; em seguida são apresentados os procedimentos de normalização normalmente utilizados em método multicriteriais e analisados no presente estudo; depois apresenta o método utilizado para o teste do modelo quanto à ocorrência do *rank reversal*; em seguida, são apresentados os resultados obtidos com o teste; e, finalmente, tece a conclusão do estudo.

2. O Método TOPSIS

O TOPSIS é um método que se baseia na ideia de que a alternativa escolhida deverá ter a distância mais curta entre a solução ideal positiva e a maior distância da solução ideal negativa. Por conta disto, [Hwang e Yoon 1981] estruturaram este método a partir dos seguintes procedimentos:

1) Calcula-se a matriz de decisão normalizada n_{ij}

$$n_{ij} = x_{ij} / \sum_{i=1}^m x_{ij}^2, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n \quad (1)$$

2) Calcula-se a matriz de decisão ponderada r_{ij}

$$r_{ij} = w_j n_{ij}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n \quad (2)$$

Onde w_j é o peso do atributo ou critério, e:

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1 \quad (3)$$

3) Determina-se a solução ideal positiva A^+ e negativa A^-

$$A^+ = \{r_1^+, \dots, r_n^+\} = \{(maxr_{ij}|i \in I), (minr_{ij}|i \in J)\} \quad (4)$$

$$A^- = \{r_1^-, \dots, r_n^-\} = \{(minr_{ij}|i \in I), (maxr_{ij}|i \in J)\} \quad (5)$$

Onde I está associado aos critérios de benefício e J está associado aos critérios de custo.

4) Calculam-se as distâncias de cada uma das alternativas em relação às soluções ideais

$$d_j^+ = \left[\sum_{j=1}^n (r_{ij} - r_j^+)^2 \right]^{1/2}, \quad i = 1, \dots, m \quad (6)$$

$$d_j^- = \left[\sum_{j=1}^n (r_{ij} - r_j^-)^2 \right]^{1/2}, \quad i = 1, \dots, m \quad (7)$$

5) Calcula-se a proximidade relativa de cada alternativa

$$R_j = \frac{(d_j^-)}{(d_j^+) + (d_j^-)}, \quad i = 1, \dots, m \quad (8)$$

6) Ordenam-se as alternativas em ordem decrescente de acordo com o R_j .

3. Procedimentos de Normalização

No MCDM, o procedimento normalização consiste em uma transformação na escala de avaliação, visto que o interesse está relacionado à avaliação preferencial, envolvendo julgamento de valor para a tomada de decisão. Um procedimento de normalização efetua uma transformação na escala de avaliação, que em geral passa a utilizar um intervalo (0, 1), em que o elemento de menor preferência tem valor 0 e o de maior preferência tem valor 1.

Além disso, como destaca [Gomes e Gomes 2014], a escolha do procedimento de normalização deve ser muito cuidadosa, pois, em algumas situações, o mesmo pode influenciar nos resultados obtidos, acarretando problemas de *rank reversal*. Além do procedimento de normalização vetorial tradicional do TOPSIS apresentado na Equação 1, os outros procedimentos mais utilizados em MCDM são apresentados a seguir:

1) Procedimento 1 (Máximo-Mínimo):

$$v'_j(a_i) = \frac{v_j(a_i) - \text{Min } v_j(a_i)}{\text{Max } v_j(a_i) - \text{Min } v_j(a_i)} \quad (9)$$

2) Procedimento 2 (Divisão pelo Máximo):

$$v'_j(a_i) = \frac{v_j(a_i)}{\text{Max } v_j(a_i)} \quad (10)$$

3) Procedimento 3 (Divisão pela Soma):

$$v'_j(a_i) = \frac{v_j(a_i)}{\sum_i v_j(a_i)} \quad (11)$$

Para maiores detalhes e outras informações, recomenda-se o estudo de [Chakraborty e Yeh 2007].

4. Procedimentos Metodológicos

Conforme já citado, o TOPSIS é um método que apresenta o problema de *rank reversal* e para uma análise mais correta e completa possível, todos os fatores causadores de reversão devem ser levados em consideração. Por conta disso, a partir de uma revisão de literatura nos estudos sobre *rank reversal*, obteve-se que os métodos multicriteriais foram avaliados por quatro critérios de reversão, conforme apresentados na Figura 1.

Critério Analisado	Descrição	Métodos Avaliados
Adição e/ou Exclusão de Alternativas Irrelevantes	Refere-se à mudança na indicação da melhor alternativa previamente obtida após uma alternativa irrelevante ter sido adicionada ou excluída de um grupo anteriormente ordenado.	AHP, TOPSIS, BK, SAW, DEA, MAUT, TODIM, REMBRANDT, FUZZY AHP, FUZZY-TOPSIS, MAVT, MEW, PROMETHEE e ELECTRE
Alteração da indicação da melhor alternativa	Refere-se à alteração da indicação da melhor alternativa quando uma alternativa “não ótima” é substituída por uma outra alternativa pior.	AHP
Transitividade	Refere-se à análise da propriedade da transitividade.	AHP e ELECTRE
Decomposição do Problema de Decisão	Refere-se à análise de conformidade se com os rankings de problemas menores (problema decomposto do ranking original), o novo ranking geral das alternativas é idêntico ao ranking global original do problema não decomposto.	AHP e ELECTRE

Figura 1: Critérios de avaliação do *rank reversal*

Para facilitar a avaliação de cada um dos critérios apresentados na Figura 1, o método TOPSIS foi testado com os diferentes procedimentos de normalização - apresentados no capítulo 3 - por meio de implementação em Linguagem Java. A seguir, foram realizados experimentos aleatórios com os seguintes parâmetros:

- Número de critérios: 5, 10, 15 e 20;
- Número de alternativas: 5, 7, 9, 11;
- Desempenho das alternativas: gerados aleatoriamente através de uma distribuição uniforme no intervalo [0-10];
- Peso dos critérios: três tipos de pesos foram definidos para os experimentos. No primeiro caso, utilizou-se pesos iguais para todos os critérios; no segundo caso, utilizou-se pesos gerados aleatoriamente no intervalo [0-1] para todos os critérios através de uma distribuição uniforme; e, finalmente, no terceiro caso, utilizou-se uma distribuição beta em forma de U para atribuir os pesos de cada critério;
- Número de replicações: 100 casos para cada combinação, gerando 4.800 problemas de decisão diferentes.

A quantidade de experimentos foi considerada satisfatória, pois em testes com maior número de problemas, os valores percentuais foram proporcionalmente similares. A seguir, o método TOPSIS foi avaliado para cada um dos 4.800 problemas de decisão gerados aleatoriamente através dos quatro critérios de reversão. Para avaliar o método TOPSIS e a respectiva normalização em relação ao critério 1, foram realizados dois testes: (i) avaliação da alteração da indicação da melhor alternativa mediante a adição de uma alternativa irrelevante; e (ii) avaliação da alteração da indicação da melhor alternativa mediante a exclusão de uma alternativa irrelevante. Para isso, consideraram-se duas matrizes de decisão como entrada, onde a primeira foi a matriz de decisão original, gerada aleatoriamente, enquanto que a segunda foi construída através da adição/exclusão de uma alternativa não-ótima da matriz de decisão inicial. O método testado foi então aplicado a cada uma das matrizes de decisão, sendo que quando o resultado da escolha da melhor alternativa foi diferente, considerou-se que o método não passou no critério 1, caso contrário, quando o resultado foi idêntico, considerou-se que o método não produziu reversão de ordenação para este critério de avaliação.

Já para a avaliação do critério 2, considerou-se duas matrizes de decisão como entrada, onde a primeira foi a matriz de decisão original, gerada aleatoriamente, enquanto que a segunda foi construída através da substituição de uma alternativa não-ótima da matriz de decisão inicial por outra com desempenho entre 10% e 40% inferior em cada critério. O método testado foi então aplicado a cada uma das matrizes de decisão, quando o resultado da escolha da melhor alternativa foi diferente, considerou-se que o método não passou no critério 2, caso contrário, quando o resultado foi idêntico, considerou-se que o método não produziu reversão de ordenação para este critério de avaliação.

Para a avaliação do critério 3 também foram realizados dois testes: (i) avaliação da regra da transitividade mediante a adição de uma alternativa irrelevante; e (ii) avaliação da transitividade mediante a exclusão de uma alternativa irrelevante. Nesse teste, considerou-se também como entrada duas matrizes de decisão, onde a primeira também foi a matriz de decisão gerada aleatoriamente, enquanto que a segunda foi uma matriz de decisão gerada a partir da primeira com a adição/exclusão de uma alternativa qualquer não-ótima, sorteada aleatoriamente. Considerou-se que o método passou neste teste quando ele manteve a transitividade entre os rankings produzidos para as duas matrizes de decisão de entrada.

A avaliação do critério 4 considerou três matrizes de decisão como entrada. Assim como nos critérios anteriores, a primeira também foi a matriz de decisão gerada aleatoriamente, com n alternativas, enquanto que a segunda foi uma matriz com as $n/2$ alternativas da primeira matriz e a terceira foi uma matriz com as demais $n-n/2$ alternativas restantes. Este critério também avalia a propriedade da transitividade, assim como o segundo, no entanto, a regra da transitividade deve-se manter para as duas matrizes derivadas da matriz inicial.

5. Análise dos Resultados

Em primeiro lugar, testou-se a taxa de reversão que o TOPSIS apresenta em relação aos quatro critérios de reversão e utilizando o seu procedimento de normalização tradicional. Tal procedimento segue a lógica da Equação 1, também conhecida como normalização vetorial [Chakraborty e Yeh 2007].

Vale salientar que o primeiro critério de reversão é composto por duas situações: (i) adição de uma alternativa irrelevante; (ii) exclusão de uma alternativa irrelevante. Logo, para fins de interpretação dos resultados, optou-se por nomear tais subcritérios da seguinte maneira: 1.1 - referente a adição; 1.2 - referente a exclusão. Da mesma forma, o terceiro critério de reversão também é composto por duas situações: (i) transitividade por adição de uma alternativa irrelevante; (ii) transitividade por exclusão de uma alternativa irrelevante. Logo, para fins de interpretação dos resultados, optou-se por nomear tais subcritérios da seguinte maneira: 3.1 - referente à adição; 3.2 - referente a exclusão.

Dito isto, tem-se a Figura 2 que apresenta os resultados obtidos para todos os critérios de reversão em relação a método de normalização tradicional do TOPSIS.

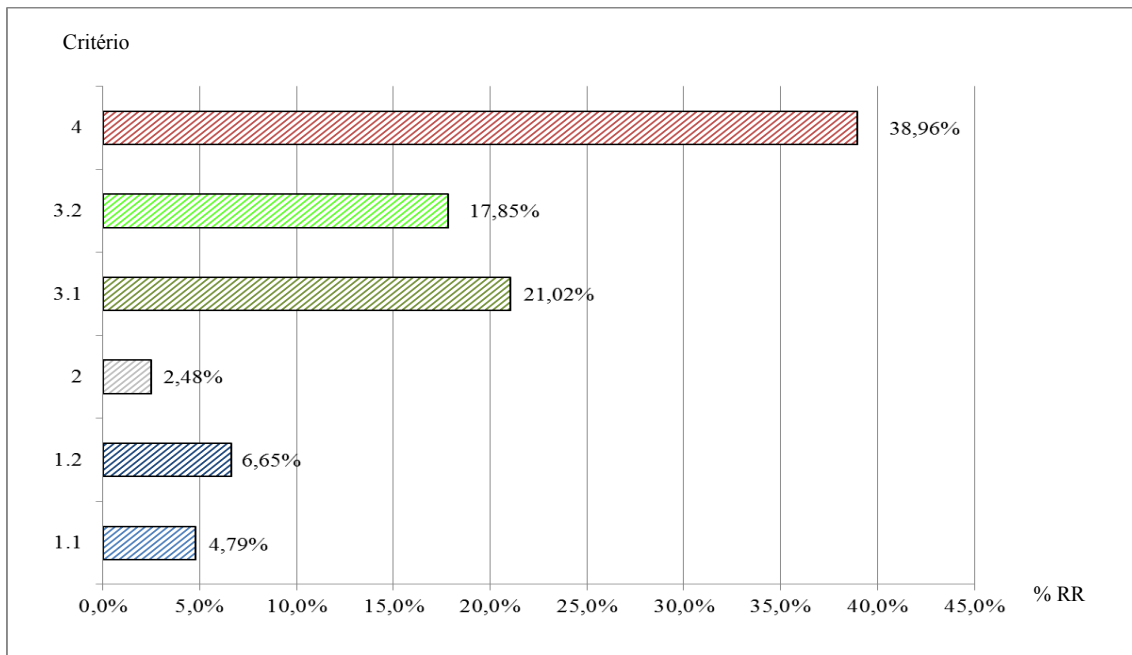


Figura 2: Rank reversal – Normalização vetorial

Logo, a partir da análise da Figura 2, percebe-se que há ocorrência de reversão para todos os critérios de reversão e que a taxa de reversão é maior para o critério 4 do problema decomposto, com a ocorrência de reversão de 38,96% levando em consideração 4.800 casos. O resultado apresentado para o critério da transitividade também se mostrou bastante alto, sendo de 21,02% pela adição e 17,85% pela exclusão de alternativas irrelevantes. Finalmente, o problema se mostrou menor quando a análise está focada apenas para a questão de reversão em relação à indicação da melhor alternativa, caso dos critérios 1 e 2.

Tais resultados, condizentes com resultados encontrados anteriormente [Aires e Ferreira 2014], revelam o que muitos autores já apontaram na literatura como causa para a ocorrência de reversão no TOPSIS: o método de normalização vetorial gera problemas de compensação, não mantendo a independência entre as alternativas [Kong, 2011; García-Cascales e Lamata 2012].

Logo, os resultados aqui apresentados não só ratificam a causa do fracasso desse tipo de normalização em relação a reversões, como também apresenta mais subsídios para uma análise mais completa, na medida em que estudos anteriores analisaram apenas o critério 1 de adição e exclusão de alternativas irrelevantes e, nesse estudo, foi mostrado que tal procedimento também gera reversões para os demais critérios.

O segundo procedimento de normalização analisado foi o da transformação linear de escala Max-Min [Chakraborty e Yeh 2007]. Tal procedimento segue a lógica da Equação 9. Logo, os resultados obtidos com a utilização desse procedimento de normalização que considera os valores máximos e mínimos de desempenho das alternativas para cada um dos critérios são apresentados na Figura 3.

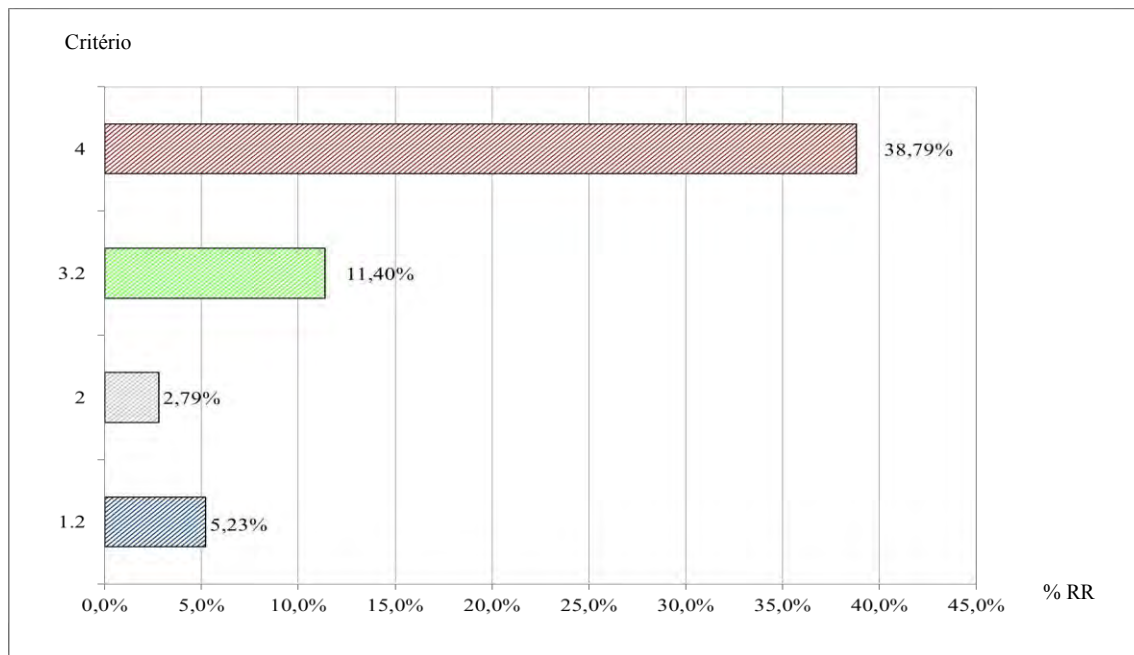


Figura 3: *Rank reversal* – Normalização da transformação linear de escala (Max-Min)

A partir da análise da Figura 3, percebe-se que a primeira diferença em relação ao método tradicional é que tal procedimento não sofre de reversão para todos os critérios de reversões, levando em conta que as reversões em relação aos subcritérios 1.1 e 3.1 deixam de ocorrer. Logo, infere-se de antemão que já é um procedimento melhor que o atualmente utilizado pelo TOPSIS em termos de *rank reversal*.

No entanto, percebeu-se também que apesar de apresentar menores taxas de reversão em relação aos critérios 4 e 3 (representado pelo subcritério 3.2), o procedimento de transformação linear de escala Max-Min acaba apresentando taxas piores em relação aos critérios 1 (representado pelo subcritério 1.2) e 2. Logo, tal procedimento, utilizado por [Kong 2011] em seu método proposto, é melhor que o procedimento vetorial, mas ainda apresenta altas taxas de reversão, sendo inclusive maiores que o tradicional para determinados critérios.

O terceiro procedimento de normalização analisado foi também de transformação linear de escala, mas dessa vez o cálculo do procedimento leva em conta apenas o valor máximo das alternativas para cada critério como denominador (divisão pelo máximo - procedimento Max) [Chakraborty e Yeh 2007]. Tal procedimento segue a lógica da Equação 10 e os resultados obtidos quanto à reversão são apresentados na Figura 4.

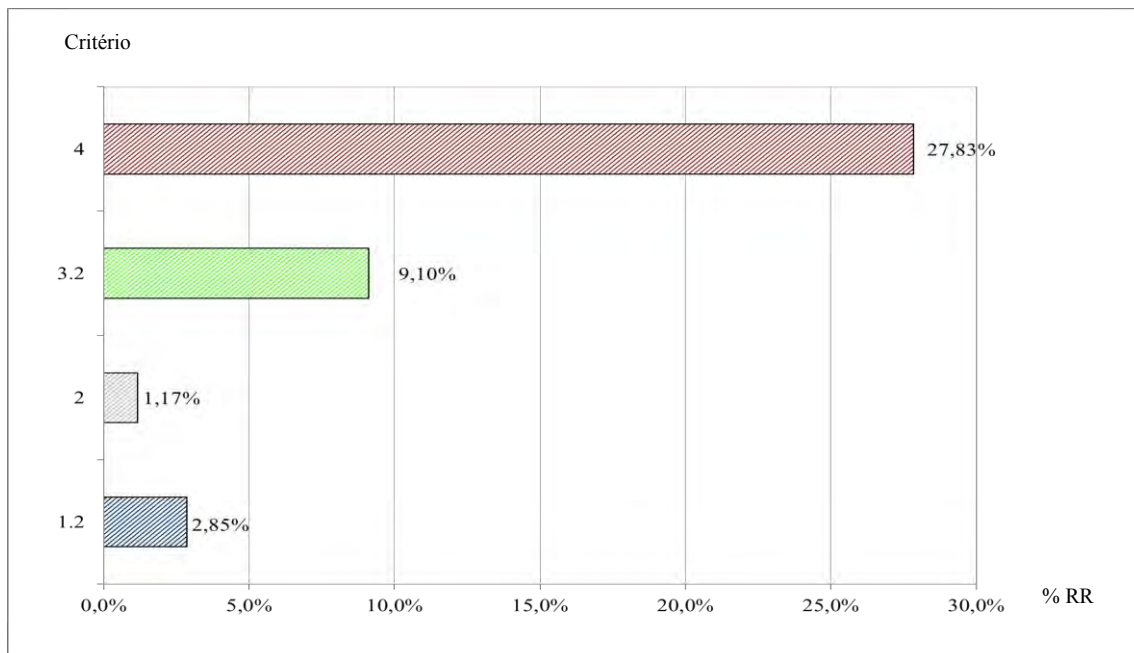


Figura 4: Rank reversal – Normalização da transformação linear de escala (Max)

A partir da análise da Figura 4, percebe-se que, assim como no procedimento de normalização Max-Min, esse tipo de normalização não sofre de reversão para todos os critérios de reversões, algo presente no procedimento tradicional do TOPSIS, pois as reversões em relação aos subcritérios 1.1 e 3.1 também deixam de ocorrer.

Além disso, percebeu-se também que essa normalização apresenta menores taxas de reversão em relação a todos os critérios analisados. O maior problema desse procedimento, como também para todos os procedimentos analisados, é o critério 4 de reversão, com taxa de 27,83%, apesar de ser um resultado superior em mais de 10% em relação aos outros procedimentos.

Logo, tal procedimento, utilizado de forma adaptada (consideram-se valores máximo e mínimo de toda a matriz) por [Garcia-Cascales e Lamata 2012] em seu método proposto, é o melhor procedimento entre os analisados nesse estudo, o que pode ser explicado, por exemplo, pelo fato desse procedimento incorrer numa ampliação da escala dos critérios, em que o valor máximo é normalizado para ser 1 e mínimo para ser mais próximo do 0.

Finalmente, o quarto procedimento de normalização analisado foi o da transformação linear de escala pela soma, ou seja, leva-se em conta a soma de todas as alternativas para cada critério como denominador (divisão pela soma) [Chakraborty e Yeh 2007]. Tal procedimento segue a lógica da Equação 11 e os resultados obtidos quanto a reversão são apresentados na Figura 5.

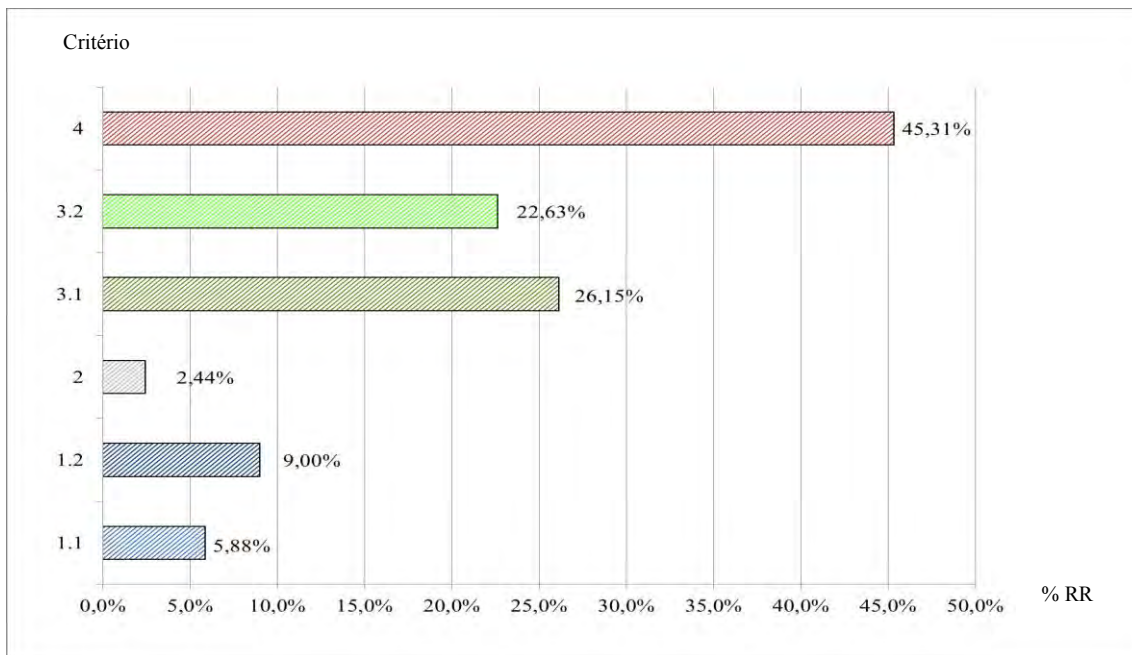


Figura 5: Rank reversal – Normalização da transformação linear de escala (Soma)

A partir da análise da Figura 5, percebe-se que, diferentemente dos procedimentos de normalização Max-Min e Max, esse tipo de normalização sofre de reversão para todos os critérios de reversões, similar ao procedimento tradicional do TOPSIS.

Assim, inferiu-se que esse procedimento é o pior em relação a taxas de reversões, levando em consideração todos os critérios analisados, tendo uma taxa melhor apenas no critério 2, mas de ordem inexpressiva (0,04%), em relação ao procedimento tradicional. Logo, tal procedimento, que é utilizado no método AHP original e que é o principal causador de reversões nesse método, não seria indicado no intuito de evitar reversões no TOPSIS.

6. Conclusão

O método TOPSIS é um dos métodos de auxílio à tomada de decisão multicritério mais utilizados na academia e novos trabalhos que buscam avaliar a robustez do método são importantes para avaliar a credibilidade dos resultados obtidos com o método, bem como delimitar as limitações das pesquisas conduzidas.

O presente trabalho abordou e analisou o impacto do procedimento de normalização utilizado em relação a reversão de *ranking* no método TOPSIS. A motivação básica para o desenvolvimento foi verificar em que medida o procedimento de normalização afeta os resultados obtidos pelo método TOPSIS, tomando como base quatro critérios encontrados na literatura da área.

Após a implementação dos tipos de procedimentos de normalização no método TOPSIS e dos critérios de reversão de *ranking* em linguagem Java, 4.800 problemas foram gerados aleatoriamente para avaliação em cada cenário. Ao final dos experimentos, constatou-se que o método TOPSIS apresenta um quadro menos grave quando se utiliza o procedimento de normalização da transformação linear de escala pelo máximo. Como trabalhos futuros, pretende-se fazer uma análise referente a outros possíveis fatores que causam a reversão de *ranking*, visto que apesar do procedimento de normalização interferir na intensidade da ocorrência do fenômeno, a utilização de um procedimento em detrimento de outro não resolve o problema por completo.

Referências

- Aires, R. F. d. F. e Ferreira, L. (2014). Uma análise sobre reversão de ranking no método TOPSIS. In: Anais do *XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional – SBPO*, p; 609-617, Salvador. SOBRAPO.
- Almeida, A. T. d. *Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério*, Atlas, São Paulo, 2013.
- Araujo, A. G. e Almeida, A. T. (2009), Apoio à decisão na seleção de investimentos em petróleo e gás: uma aplicação utilizando o método PROMETHEE. *Gestão & Produção*, 16(4), 534-543.
- Behzadian, M., Otaghsara, S. K., Yazdani, M. e Ignatius, J. (2012), A state-of-the-art survey of TOPSIS applications. *Expert Systems with Applications*, 39(17), 13051-13069.
- Belton, V. e Stewart, T. J. *Multiple criteria decision analysis*, Kluwer Academic Publishers, 2002.
- Belton, V. e Gear, T. (1983), On a short-coming of Saaty's method of analytic hierarchies. *Omega*, 11(3), 228-230.
- Belton, V. e Gear, T. (1985), The legitimacy of rank reversal – a comment. *Omega*, 13(3), 143-144.
- Buede, D. M. e Maxwell, D. T. (1995), Rank disagreement: A comparison of multi-criteria methodologies. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 4(1), 1–21.
- Chakraborty, S. e Yeh, C.-H. (2007). A Simulation Based Comparative Study of Normalization Procedures in Multiattribute Decision Making. In: *Proceedings of the International conference on artificial intelligence, knowledge engineering and data bases*, Corfu Island. WSEAS.
- Chaves, M. C. C., Gomes Júnior, S. F., Pereira, E. R. e Soares de Mello, J. C. C. B. (2010), Utilização do método ELECTRE II para avaliação de pilotos no campeonato de Fórmula 1. *Produção*, 20(1), 102-113.
- García-Cascales, M. S. e Lamata, M. T. (2012), On rank reversal and TOPSIS method. *Mathematical and Computer Modelling*, 56(5–6), 123-132.
- Gomes, L. F. A. M. e Gomes, C. F. S. (2014), *Tomada de decisão gerencial: enfoque Multicritério*, Atlas, São Paulo.
- Hwang, C. L. e Yoon, K. *Multiple attributes decision-making methods and applications*, Springer, Heideberg, 1981.
- Kong, F. (2012), Rank Reversal and Rank Preservation in TOPSIS. *Advanced Materials Research*, 204-210, 36–41.
- Ren, L., Zhang, Y., Wang, Y. e Sun, Z. (2007), Comparative Analysis of a Novel M-TOPSIS Method and TOPSIS. *Applied Mathematics Research eXpress*.
- Saaty, T. L. e Vargas, L. G. (1984), The legitimacy of rank reversal. *Omega*, 12(5), 513-516.

Soltanifar, M. e Shahghobadi, S. (2014), Survey on rank preservation and rank reversal in data envelopment analysis. *Knowledge-Based Systems*, 60(s.n.), 10-19.

Triantaphyllou, E. (2001), Two new cases of rank reversals when the AHP and some of its additive variants are used that do not occur with the multiplicative AHP. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*, 10(1), 11-25.

Verly, C. e De Smet, Y. (2013), Some results about rank reversal instances in the PROMETHEE methods. *International Journal of Multicriteria Decision Making*, 3(4), 325-345.

Wang, Y-M. e Luo, Y. (2009), On rank reversal in decision analysis. *Mathematical and Computer Modelling*, 49(5-6), 1221-1229.

Wang, X. e Triantaphyllou, E. (2008), Ranking irregularities when evaluating alternatives by using some ELECTRE methods. *Omega*, 36(1), 45-63.

Zanakis, S. H., Solomon, A., Wishart, N. e Dublisch, S. (1998), Multi-attribute decision making: A simulation comparison of select methods. *European Journal of Operational Research*, 107(3), 507-529.