APLICAÇÃO DO MÉTODO ELECTRE I PARA SELEÇÃO DE VARIÁVEIS QUE INFLUÊNCIAM A DEMANDA DE ENERGIA

Carolina Deina
Universidade Federal do Rio Grande do Sul – Campus Porto Alegre
Av. Osvaldo Aranha, 99, Porto Alegre - RS, 90035-190
caroldeina@gmail.com

Flavio Trojan
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus Ponta Grossa
Av. Monteiro Lobato, s/n - Km 04 – Ponta Grossa – PR, 84016-210
trojan@utfpr.edu.br

Hugo Valadares Siqueira
Universidade Tecnológica Federal do Paraná – Campus Ponta Grossa
Av. Monteiro Lobato, s/n - Km 04 – Ponta Grossa – PR, 84016-210
hugosiqueira@utfpr.edu.br

RESUMO

Em um processo de previsão, escolher um método preditivo que se adeque bem aos dados não é a única atividade crítica do processo, visto que diferentes variáveis explicativas podem estar relacionadas com a série temporal que se pretende prever. Na literatura, constatou-se que ao incluir variáveis independentes no modelo de previsão podem melhorar os resultados sensivelmente, porém ainda há uma carência de modelos eficientes que auxiliem neste processo. Dessa forma, esse trabalho teve por objetivo aprimorar o processo de seleção de variáveis que causam a demanda por meio do método multicritério ELECTRE I. Para testar o modelo proposto, selecionou-se a série histórica de consumo de energia elétrica do Paraná. Como resultado, o ELECTRE I selecionou como variáveis explicativas temperatura e evaporação média.

PALAVRAS CHAVE. Multicritério, Variáveis Causais, Energia Elétrica.

Tópicos (Apoio à decisão multicritério, outras aplicações em PO)

ABSTRACT

In a forecasting process, choose a premeditated method that fits the data is not a critical process activity, since different explanatory variables can be related to a time series that must be viewed. In the literature, it is verified that they include independent independent variables in the forecasting model, they can improve the sensitive results, but there is still a lack of efficient models that can help in this process. Thus, this work aimed to improve the selection process of variables that cause a demand using the ELECTRE I multicriteria method. To test the analyzed model, select a historical series of electric energy consumption in Paraná. As a result, or ELECTRE, I select the average temperature and evaporation as explanatory variables.

KEYWORDS. Multicriteria, Causal Variables, Electricity.
Paper topics (Support for multicriteria decision, other applications in Operations Research)

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

1. Introdução

Com um consumo expressivo (21771,69 bilhões kWh) em uma escala global, a energia elétrica é essencial para o desenvolvimento e funcionamento dos países [Ministério de Minas e Energia - MME, 2019]. Como esse bem não pode ser estocado, é necessário que sejam evitados desequilíbrios entre a oferta e demanda [CHUJAI, et al. 2013], já que tanto o excesso quanto a redução da produção de eletricidade são nocivos à economia de um país, podendo gerar desperdícios, ou provocar racionamentos indesejados [TUTUN, et al. A 2015] como o ocorrido no Brasil em 2001, por exemplo [MME, 2019].

A fim de auxiliar tomadas de decisões relacionadas a produção de energia elétrica, diferentes modelos matemáticos e/ou estatísticos de previsões podem ser empregados. Porém, selecionar um modelo preditivo que apresente resultados satisfatórios não é a única atividade crítica desse processo [WU et al., 2018]. Existem outros fatores que influenciam o consumo de eletricidade, que podem ser considerados como entradas para os modelos em determinadas situações e que podem melhorar sensivelmente a precisão dos resultados [WU et al., 2018].

Uma das preocupações de se incluir variáveis explicativas nas previsões, é que, ao mesmo tempo em que podem reduzir os erros preditivos, o modelo torna-se mais complexo, pois considerar variáveis que realmente influenciam a demanda requer um estudo mais detalhado, que envolve reconhecer critérios de influência [PAO, 2006], uma vez que essas influências são diferentes para cada ambiente a ser estudado [PAO, 2006; WU et al., 2018].

Na literatura, diferentes variáveis meteorológicas, socioeconômicas e ambientais foram incluídas na maioria dos problemas relacionados a previsão de demanda por eletricidade, porém, o que se observa, é que a seleção dessas variáveis independentes tem sido motivadas principalmente pela escolha dos próprios pesquisadores [SADOWNIK; BARBOSA, 1999; DARBELLAY; SLAMA, 2000; PAO, 2006; CUI; PENG, 2015; TORRINI et al., 2016; WANG et al., 2016] e portanto, não garante que esses fatores representem o melhor conjunto para a resolução dos problemas de previsão.

Mesmo com resultados satisfatórios em alguns estudos [DARBELLAY; SLAMA, 2000; PAO, 2006; TORRINI et al., 2016; WANG et al., 2016] estes poderiam ser melhorados com a retirada ou aquisição de informações ao modelo. Essa constatação, é semelhante a [Vu et al. 2015]. Segundo esses autores, o uso de poucas variáveis pode tornar o modelo fraco, enquanto considerar o maior número possível pode tornar o modelo computacionalmente intensivo.

No trabalho de [Sadownik e Barbosa 1999] por exemplo, os resultados regrediram ao incluir variáveis independentes no modelo, [Hernández et al. 2013] adicionaram variáveis explicativas progressivamente e verificaram que nem todas tiveram influências no modelo, [Darbellay e Slama 2000] ao incluírem a variável temperatura obtiveram uma leve melhora no modelo, mas talvez, esse poderia ter sido melhorado significativamente caso outras variáveis também fossem incluídas.

Alguns trabalhos que buscaram conhecer a relação entre as variáveis o fizeram por meio de testes estatísticos (análise de correlação e investigação de multicolinearidade) [HERNÁNDEZ et al., 2013; VU et al., 2015; SUGANTHI; SAMUEL, 2016; WU et al., 2018; MOHAMMED, 2018]. Apesar desses estudos selecionarem um grupo de fatores com uma fundamentação, não necessariamente incluíram ao problema variáveis que são de fato “causais”, pois mesmo correlacionadas, esses testes estatísticos não são capazes de explicar se a relação que existe entre elas implica na “causa” de uma alteração na demanda por eletricidade.

Dessa forma, objetivando estruturar o processo de seleção de variáveis explicativas para a atividade de previsão, visto que a ocorrência de diferenças entre a oferta e a demanda de qualquer produto ou serviço público implica em riscos para o desenvolvimento de qualquer país, a principal pergunta a ser respondida por essa pesquisa é: “Quais variáveis devem ser consideradas na previsão de demanda de eletricidade?”

Para responder essa pergunta, esse artigo propõe a utilização do método multicritério ELECTRE I a fim de selecionar as variáveis que influenciam diretamente a demanda por energia

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

elétrica. Quanto mais eficiente um modelo de previsão, melhor será a clareza sobre os possíveis investimentos em fontes alternativas para o fornecimento de eletricidade e mais eficaz será o planejamento para o uso dos recursos disponíveis relativos à geração da eletricidade. Isso envolve tanto as dimensões econômica, social e ambiental concomitantemente, quanto à busca da eficiência energética para os processos produtivos.

2. Electre I

O método ELECTRE I busca solucionar problemáticas de Seleção (P.α). Tendo como objetivo reduzir o conjunto de alternativas A para o menor subconjunto A' possível, de forma que, qualquer ação que não estiver dentro desse subconjunto é sobreclassificada por pelo menos uma alternativa de A'. Portanto, pelos critérios que foram estabelecidos nessa análise, A' contém as alternativas mais satisfatórias como respostas ao problema que se pretende resolver [VINCKE, 1992].

Essas relações de sobreclassificação, são obtidas pela comparação par a par das alternativas. Por exemplo, se considerado que um conjunto de alternativas A é composto por (*a, b, ...,n*), para cada par ordenado (exemplo: (*a,b*)) de ações é associado um índice de concordância *C(a,b)* e um de discordância *D(a,b)* [CAMPOS, 2011]. Para que as relações de sobreclassificação sejam encontradas, o decisor deve estabelecer um valor para um limiar de concordância *(c)*, relativamente grande, e um limiar de discordância *(d)*, relativamente pequeno [VINCKE, 1992]. Conforme [Vincke 1992], uma alternativa "*a*" sobreclassifica uma "*b*", se:

$$aSb \; se \; e \; somente \; se = \begin{cases} C(a,b) \geq c \\ D(a,b) \leq d \end{cases} \quad (1)$$

Sabendo-se que os índices de concordância e discordância variam entre 0 e 1, seus limiares também deve variar dentro desses parâmetros. Após essa construção do modelo, para obter o subconjunto de alternativas A' como o de melhor compromisso, conhecido também por *Kernel*, investiga-se suas relações de sobreclassificação da seguinte forma: é selecionado um subconjunto de alternativas A' que não foram sobreclassificadas por nenhuma outra alternativa, dentro do conjunto A [GOMES; ARAYA; CARIGNANO, 2004]. Na forma de grafos, esse subconjunto de *kernel*, pode ser representado genericamente, como na Figura 1.

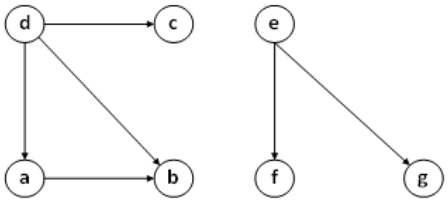


Figura 1 - Exemplo de grafos de relações de sobreclassificação
Fonte: Adaptado em Gomes, Araya e Carignano (2004)

Cada círculo corresponde a uma alternativa (*a, b, c, d, e, f, g*), e cada seta indica a relação de sobreclasificação (*aSb*), (*dSa*), (*dSb*), (*dSc*), (*eSf*), (*eSg*), sendo que para esse caso, o kernel é formado pelas alternativas "*d*" e "*e*", que não são sobreclassificadas por nenhuma outra. É importante mencionar que a soma dos pesos dos critérios deve ser igual a 1, esses pesos poderão ser estabelecidos pelo método AHP, na comparação par a par, realizadas pelos decisores.

3. Metodologia

Para apoiar a construção de um modelo de previsão de demanda por eletricidade que considere variáveis independentes como alternativas de entradas, deve-se definir alternativas, critérios, peso dos critérios, decisores do contexto e facilitador (responsável pela aplicação do

método). Dessa forma, primeiramente, foram elencadas na literatura as principais variáveis independentes (Tabela 1) que foram consideradas influenciadoras por diferentes trabalhos.

Tabela 1 - Variáveis independentes elencadas na literatura

Tipos	Variáveis Independentes	Alternativas
Variáveis socioeconômicas	Renda Nacional	a1
	População	a2
	Produto Interno Bruto	a3
	Preço da eletricidade	a4
	Investimento em ativos fixos	a5
	Investimento estrangeiro direto	a6
	Valor da produção industrial	a7
	Nível de urbanização	a8
Variáveis Climáticas	Temperatura	a9
	Radiação solar	a10
	Umidade relativa	a11
	Precipitação	a12
	Direção do vento	a13
	Velocidade do vento	a14
	Pressão	a15
	Evaporação	a16
	Dias chuvosos	a17
Variável ambiental	Emissão de carbono	a18

Fonte: Autoria própria (2019)

O próximo passo foi selecionar critérios (Quadro 1) correspondentes as características de problemas de previsão de demanda de energia. A validação desses critérios e/ou a indicação de um novo, foi realizada pelos decisores do contexto: dois especialistas do setor de energia elétrica do Paraná. Aos quais foram expostos questionamentos como: Na sua opinião, os critérios levantados pela literatura são relevantes? Existem outros que possam ser relevantes para o problema? Se sim, quais?

Quadro 1 - Critérios elencados na literatura

Parâmetros	Critérios	Características
Grau de complexidade	g1 - Verificação da disponibilidade de dados	Quantidade de informações, dados numéricos, dados não numéricos e análise numérica
	g2 - Correlação com a variável dependente	Correlação da demanda de eletricidade com as variáveis independentes
Padrão de consumo	g3 - Verificação do padrão de consumo por setor	Setores industrial, comercial, residencial, rural e outros.
	g4 - Verificação do padrão de consumo por região	Características geográficas, econômicas e sociais da região
	g5 - Verificação do padrão de consumo por calendário	Férias, dias da semana, feriados, outros.

Fonte: Autoria própria (2019)

Após essa etapa, foi definido pesos que refletiram a importância de cada critério. Nessa pesquisa, os pesos dos critérios foram estabelecidos pelo método *Analytic Hierarchy Process* (AHP), na comparação par a par, realizadas pelos decisores que participaram desse estudo. O uso do AHP é comumente utilizado na literatura, justifica-se seu uso nesse trabalho pela simplicidade de aplicação, capacidade de avaliar critérios de natureza qualitativa e realizar comparação pareada (escala Saaty), pela qual é atribuído valores de 1 a 9, que determina a importância relativa do

critério "i" em relação ao "j" e vice versa [ROSA et al., 2015]. Detalhes de sua aplicação podem ser encontrados em [Saaty 1980].

Definido os graus de importância, o próximo passo foi definir escalas para os critérios, que são utilizadas para avaliar as alternativas do problema pelo ELECTRE I. Os critérios utilizados nesse estudo apresentam escadas de naturezas qualitativa e quantitativa. A mensuração das alternativas em relação aos critérios de natureza qualitativa foi avaliada com base na percepção e experiencia dos decisores envolvidos no processo. Detalhes referentes a definição das escalas dos critérios utilizados nesse estudo são apresentados a seguir:

Critério g1 – Verificação da disponibilidade de dados: como as previsões são realizadas com base em modelos matemáticos e computacionais, é necessário que se tenham para entradas nos modelos preditivos dados disponíveis e de qualidade em relação as alternativas do problema. Dessa forma, esse critério tem como finalidade verificar a apresentação dos dados frente a resolução do problema, se eles podem contribuir de forma satisfatória para aplicação nas entradas dos modelos preditivos. Como esse critério é do tipo quantitativo e está relacionado a disponibilidade dos dados para treinamento dos modelos, a pontuação atribuída as alternativas são representadas pela Equação 2:

$$gd = \frac{qnt\ vi}{qnt\ vd}\ x\ 100 \tag{2}$$

em que gd representa o grau de disponibilidade dos dados, $qnt\ vi$ corresponde a quantidade de dados disponíveis da variável independente que está sendo analisada, e $qnt\ vd$ refere-se a quantidade de dados disponíveis para treinamento e validação da série temporal consumo de energia elétrica no Paraná.

Critério g2 – Correlação com a variável dependente: esse critério busca realizar a correlação da variável "consumo de energia elétrica" com as variáveis exógenas (alternativas). Essa correlação implica na dependência ou associação estatística entre duas variáveis, com ou sem causalidade. O critério está mencionado na literatura como: correlação entre variáveis dependentes e independentes; análise de causas; análise de cenários; seleção de variáveis explicativas. Esse critério tem natureza quantitativa e para a sua pontuação utilizou-se o coeficiente de correlação linear de Pearson (r). Através desse coeficiente foi medido o grau de correlação entre o consumo de energia elétrica do Paraná em relação as demais alternativas, podendo assumir valores que variam entre 1 e -1. Quanto mais próximos os valores estiverem de 1 (correlação positiva) e -1 (correlação negativa) maior é a correlação entre as variáveis, valores próximos de zero indicam a não dependência linear entre as variáveis [JUDGE et al., 1988].

Porém, [Judge et al. 1988] atenta a casos em que as variáveis com uma alta correlação podem apresentar problemas relacionados a colinearidade. Dessa forma, uma das medidas comumente utilizadas para identificá-la é o próprio coeficiente de correlação (r), este que por sua vez considera que (r) maior que 0,80 ou 0,90 indica problema sério de colinearidade. Por esse motivo, a nota máxima (100) foi atribuída para coeficientes com valores 0,8 e -0,8. As Equações 3 (utilizada para (r) com valores positivos) e 4 (utilizada para (r) com valores negativos) expressam a pontuação atribuída as alternativas.

$$d = \frac{r-0}{0{,}8}\ x\ 100 \tag{3}$$

$$d = \frac{r-0}{-\ 0{,}8}\ x\ 100 \tag{4}$$

Sendo que essas Equações medem os percentuais das distâncias (d) dos valores dos coeficientes de correlação em relação ao valor zero, ou seja, quanto mais próximos de zero forem os resultados dos coeficientes de correlação, menor será a pontuação atribuída a essas alternativas, sendo que, os valores -0,8 e 0,8 apresentam pontuação igual a 100.

Critério g3 – Verificação do padrão de consumo por setor: algumas variáveis podem influenciar a demanda dependendo de determinados contextos, variando de acordo com o setor. Na

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

série temporal do consumo de energia elétrica no Paraná, é apresentado o percentual correspondente ao consumo de cada setor, a saber: 41,68% representa o consumo industrial; 23,72% residencial; 18,36% do comercial; e 16,23% de outros setores [Empresa de Pesquisa Energética - EPE, 2019].

Como a própria EPE traz essa informação, a escala elaborada para esse critério baseou-se nessa porcentagem. Ou seja, se os decisores considerarem que a variável independente que está sendo analisada tem influência no consumo de energia apenas dos setores industrial e comercial, por exemplo, a nota atribuída a essa variável corresponde a soma percentual de consumo desses setores: (41,68% + 18,36% = 60,04%).

Esse critério é de natureza qualitativa, pois o valor atribuído para cada alternativa do contexto analisado, para que a tabela de decisão do ELECTRE I pudesse ser montada foi dado com base na percepção e experiencia dos decisores envolvidos no processo. Os critérios g4 e g5 também são de natureza qualitativa, por não terem parâmetros para medição estes foram avaliados com base na escala ordinal de *Likert* de 5 pontos.

Critério g4 – Verificação do padrão de consumo por região: na literatura, os critérios relacionados ao g4 são: características geográficas, econômicas e sociais da região. Esse critério determina a influência que as variáveis explicativas podem apresentar em decorrência das características da região avaliada, uma mesma variável pode ter influência altíssima ou baixíssima em regiões diferentes devido as características dos locais serem distintas.

Critério g5 – Verificação do padrão de consumo por calendário: as variáveis que influenciam a demanda podem apresentar frequências diferentes a depender do calendário. Na literatura, os critérios relacionados ao g5 são: férias, dias da semana, finais de semana, feriados, outros. Nesse critério é determinado o quão recorrente ou não uma variável explicativa pode influenciar na demanda em decorrência do padrão de calendário. Na Quadro 2 é apresentada a escala de *Likert* com a descrição para os critérios g4 e g5.

Quadro 2 - Exemplo da Escala utilizada no critério g4

Valor	**Descrição**
5	Altíssima
4	Alta
3	Média
2	Baixa
1	Baixíssima

Fonte: Autoria própria (2019)

Com os critérios estabelecidos para a seleção das variáveis, o ultimo passo corresponde a seleção das alternativas pelo método ELECTRE I. A escolha do ELECTRE I dependeu de diferentes fatores como o contexto a ser analisando, tipo de problemática e estruturas de preferências do decisor [VINCKE, 1992]. No Quadro 3 é apresentado as relações que estabeleceram a escolha do método ELECTRE I para a realização dessa pesquisa.

Quadro 3 – Condições da seleção do método ELECTRE I

Passos para a Escolha	**Características**
Decisor	Especialistas da demanda de eletricidade
Relações de preferência	Reflexiva, irreflexiva, simétrica e assimétrica
Estrutura de preferência	Preferência forte ou estrita, indiferença
Resultados	Pré-ordem completa
Critérios	Características do problema e variáveis independentes
Alternativas	Variáveis independentes que influênciam a demanda por eletricidade
Problemática	Seleção (P.a)
Método Multicritério	ELECTRE I

Fonte: Autoria própria (2019)

Como o propósito dessa etapa foi selecionar um único grupo de alternativas, elimina-se os métodos que são utilizados para as atividades de classificação, ordenação e descrição. Nesse ponto, o modelo propõe contribuir para a seleção de um grupo de variáveis ótimas que expliquem a demanda por energia.

4. Resultados

Nessa seção é apresentado os resultados da aplicação dos métodos AHP e ELECTRE I.

4.1 Aplicação do AHP

Uma das etapas mais relevantes para o processo de tomada de decisão multicritério é a atribuição dos pesos aos critérios, pois as alternativas dispostas para solução dos problemas são selecionadas considerando a relevância relativa de cada critério [ALMEIDA et al., 2016]. Dentre os métodos apresentados na literatura para atribuição de pesos, como já mencionado, o método AHP é comumente utilizado [REIS et al., 2013].

Para a determinação dos pesos relativos a cada critério, [Saaty 1980] propôs a utilização de uma escala de importância entre os critérios, que vai de 1 até 9. Quando estes são comparados par a par, o valor 1 representa a "indiferença" ou igual importância de um critério em relação a outro, 3 expressa uma importância moderada, 5 expressa que um critério é mais importante que o outro, 7 muito mais importante, e 9 significa a extrema importância. Os valores 2, 4, 6 e 8 representam níveis intermediários de importância entre a escala. Tendo como base essa escala, os dois tomadores de decisão realizaram a comparação pareada em relação aos 5 critérios. Com a análise par a par, os tomadores de decisão responderam qual dos critérios consideravam ser o mais importante e qual a intensidade de importância que um apresentava em relação ao outro.

O peso em relação ao julgamento dos tomadores de decisão foi considerado igual, tendo ambos a mesma importância no processo de tomada de decisão. Após realizar essa comparação par a par, foi possível obter a matriz de julgamento (Parte A – Quadro 4), a qual teve seus dados normalizados dividindo-se o valor do julgamento obtido para cada critério pela soma total de sua respectiva coluna, esse resultado é exposto na Parte B do Quadro 4.

Quadro 4 – Matriz de avaliação do AHP e pesos normalizados atribuídos aos critérios

Parte A - *Avaliação do AHP*

Critérios	g1	g2	g3	g4	g5
g1	1	1/4	3	5	3
g2	4	1	5	7	5
g3	1/3	1/5	1	2	1
g4	1/5	1/7	1/2	1	1/2
g5	1/3	1/5	1	2	1
soma	4,9	0,8	9,5	16	9,5

Parte B - *Pesos normalizados*

Critérios	g1	g2	g3	g4	g5
g1	0,17	0,14	0,29	0,29	0,29
g2	0,66	0,56	0,48	0,41	0,48
g3	0,06	0,11	0,1	0,12	0,1
g4	0,03	0,08	0,05	0,06	0,05
g5	0,06	0,11	0,1	0,12	0,1

Fonte: Autoria própria (2019)

Tendo a Parte B do Quadro 4, realizou-se o somatório correspondente a avaliação de cada critério em relação aos correspondentes e com isso foi expresso os valores referentes aos vetores de preferência de cada critério, sendo: g1 com peso 0,24; g2 com peso 0,52; g3 com 0,10; g4 com 0,05; e g5 com 0,10. Deixando evidente que os critérios apontados pelos decisores como os mais importantes foram o grau de correlação com a variável dependente e a verificação da disponibilidade de dados.

Com os pesos dos critérios atribuídos, por fim, calculou-se a razão de consistência dos resultados para verificar a coerência nos julgamentos dos decisores. A condição de consistência dos julgamentos aceitável é RC $\leq$ 0,10, limite esse definido por [Saaty 1980], que afirma que

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

quanto maior for a RC, maior será a inconsistência. O resultado do cálculo para esse problema foi de 0,0308, portanto seguiu-se para a etapa da seleção de variáveis pelo ELECTRE I.

4.2 Aplicação do ELECTRE I

Para que o ELECTRE I pudesse ser aplicado, uma matriz de avaliação foi construída com base nas escalas quantitativas já definidas anteriormente e nas escalas qualitativas, sendo que essas foram atribuídas de acordo com as premissas estabelecidas pelos decisores.

Lembrando que os dados de g2 precisaram passar pelas equações 3 e 4 para que a retirar condições de colinearidade e para que também os valores que representam uma correlação negativa tivessem uma atribuição positiva na avaliação. Fez-se também a normalização dos dados através da equação de benefício (Equação 5) para que as alternativas em relação a todos os critérios tivessem avaliações equivalentes.

$$Benefício = \frac{(V_{ij} - Min\ V_j)}{(Max\ V_j - Min\ V_j)} \quad (5)$$

em que V_{ij} representa o valor da alternativa que está sendo avaliada, $(Min\ V_j)$ é o mínimo valor das alternativas para o respectivo critério, $Max\ V_j$ é o máximo valor das alternativas para o critério analisado. Como resultado, tem-se a matriz de decisão normalizada (Quadro 5). E para que fosse estabelecido os resultados da aplicação do ELECTRE I, inicialmente calculou-se a matriz de concordância (Quadro 6).

Quadro 5 – Matriz de decisão normalizada

ai/ gj	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13	a14	a15	a16	a17	a18
g1	0,07	0,07	0,29	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,78	1,00	1,00	0,92	0,72	0,08
g2	0,00	0,00	0,00	0,48	0,00	0,00	0,00	0,00	0,56	0,35	0,20	0,37	0,00	0,13	0,25	1,00	0,24	0,00
g3	1,00	0,40	1,00	0,58	0,00	0,60	0,58	0,58	1,00	0,58	0,42	0,42	0,00	0,00	0,00	0,00	0,42	0,60
g4	0,75	0,50	1,00	0,75	0,25	0,50	1,00	1,00	1,00	0,25	0,00	0,25	0,00	0,00	0,00	0,00	0,25	0,50
g5	0,00	0,33	0,00	0,67	0,00	0,33	0,00	0,67	1,00	0,33	0,00	0,33	0,00	0,00	0,00	0,00	0,33	0,33

Fonte: Autoria própria (2019)

Quadro 6 – Matriz de concordância gerada pela comparação par a par de todas as alternativas

MATRIZ DE CONCORDÂNCIA																		
C	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13	a14	a15	a16	a17	a18
a1		0,90	0,71	0,15	1,00	0,90	0,71	0,85	0,10	0,15	0,25	0,15	0,76	0,25	0,25	0,25	0,15	0,66
a2	0,85		0,61	0,00	1,00	0,90	0,61	0,75	0,00	0,15	0,15	0,15	0,76	0,25	0,25	0,25	0,15	0,66
a3	1,00	0,90		0,15	1,00	0,90	0,76	0,90	0,15	0,15	0,25	0,15	0,76	0,25	0,25	0,25	0,15	0,90
a4	0,90	1,00	0,85		1,00	0,90	0,95	0,95	0,24	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,49	1,00	0,90
a5	0,61	0,51	0,61	0,00		0,75	0,61	0,75	0,00	0,05	0,15	0,05	0,76	0,25	0,25	0,25	0,05	0,51
a6	0,61	0,76	0,61	0,10	1,00		0,71	0,85	0,00	0,25	0,25	0,25	0,76	0,25	0,25	0,25	0,25	0,76
a7	0,90	0,90	0,90	0,39	1,00	0,80		0,90	0,29	0,39	0,49	0,39	1,00	0,49	0,49	0,49	0,39	0,80
a8	0,66	0,76	0,66	0,25	1,00	0,90	0,76		0,05	0,25	0,25	0,25	0,76	0,25	0,25	0,25	0,25	0,66
a9	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00		1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,49	1,00	1,00
a10	0,85	0,95	0,85	0,34	1,00	0,85	0,95	0,85	0,24		1,00	0,49	1,00	1,00	1,00	0,49	1,00	0,85
a11	0,85	0,85	0,85	0,24	0,95	0,75	0,85	0,75	0,24	0,24		0,34	1,00	1,00	0,49	0,49	0,34	0,75
a12	0,85	0,95	0,85	0,24	1,00	0,85	0,85	0,75	0,24	0,90	1,00		1,00	1,00	1,00	0,49	1,00	0,85
a13	0,85	0,75	0,85	0,00	0,95	0,75	0,61	0,75	0,00	0,00	0,15	0,00		0,25	0,25	0,25	0,24	0,75
a14	0,85	0,75	0,85	0,24	0,95	0,75	0,85	0,75	0,24	0,24	0,39	0,24	1,00		0,49	0,49	0,24	0,75
a15	0,85	0,75	0,85	0,24	0,95	0,75	0,85	0,75	0,24	0,24	0,90	0,24	1,00	1,00		0,49	0,75	0,75
a16	0,85	0,75	0,85	0,51	0,95	0,75	0,61	0,75	0,51	0,51	0,66	0,51	1,00	0,76	0,76		0,75	0,75
a17	0,85	0,95	0,85	0,00	1,00	0,85	0,61	0,75	0,00	0,15	0,76	0,25	0,76	0,76	0,25	0,25		0,85
a18	0,85	1,00	0,61	0,10	1,00	1,00	0,71	0,85	0,00	0,25	0,25	0,25	0,76	0,25	0,25	0,25	0,25	

Fonte: Autoria própria (2019)

Cada índice que compõe essa matriz, foi calculado como mostra o cálculo da alternativa 1 em relação a 2, considerando todos os critérios (Equação 6).

$$C_{1,2} = g_1\,(se\ A_1 \geq A_2) + g_2\,(se\ A_1 \geq A_2) + g_3\,(se\ A_1 \geq A_2) + g_4\,(se\ A_1 \geq A_2) + g_5\,(se\ A_1 \geq A_2)/\Sigma g \quad (6)$$

Portanto, o índice de concordância onde são somados os pesos dos critérios nos quais a alternativa 'a1' supera a 'a2', por exemplo foi de $C_{1,2} = 0{,}24\,(a1 = a2) + 0{,}52\,(a1 = a2) + 0{,}1\,(a1 > a2) + 0{,}05\,(a1 > a2) + 0\,(a1 < a2)$ / Σg = 0,90, e assim seguiu-se o cálculo na comparação par a par de todas as alternativas até que se estabelecesse a matriz.

Já para os índices de discordância, fez-se primeiro o cálculo das escalas de cada critério, que corresponde ao valor da diferença do maior valor atribuído a alternativa menos o menor valor. Dessa forma, a escala de todos os critérios resultou em 1,0. Portanto, para que a matriz de discordância (Quadro 7) pudesse ser construída, comparando a alternativa 'a1' em relação a 'a2', por exemplo, fez-se:

$$D_{1,2} = Máx[g_1 \frac{(a2 - a1)}{1}; g_2 \frac{(a2 - a1)}{1}; g_3 \frac{(a2 - a1)}{1}; g_4 \frac{(a2 - a1)}{1}; g_5 \frac{(a2 - a1)}{1}] \quad (7)$$

Quadro 7 – Matriz de discordância gerada pela comparação par a par de todas as alternativas

MATRIZ DE DISCORDÂNCIA																		
D	**a1**	**a2**	**a3**	**a4**	**a5**	**a6**	**a7**	**a8**	**a9**	**a10**	**a11**	**a12**	**a13**	**a14**	**a15**	**a16**	**a17**	**a18**
a1		0,33	0,25	0,93	0,00	0,33	0,93	0,67	1,00	0,93	0,93	0,93	0,71	0,93	0,93	1,00	0,65	0,33
a2	0,60		0,60	0,93	0,00	0,20	0,93	0,50	0,93	0,93	0,93	0,93	0,71	0,93	0,93	1,00	0,65	0,20
a3	0,00	0,33		0,71	0,00	0,33	0,71	0,67	1,00	0,71	0,71	0,71	0,49	0,71	0,71	1,00	0,43	0,33
a4	0,42	-0,18	0,42		-0,48	0,02	0,25	0,25	0,42	0,00	0,00	0,00	-0,22	0,00	0,00	0,52	-0,16	0,02
a5	1,00	0,40	1,00	1,00		0,60	1,00	0,75	1,00	1,00	1,00	1,00	0,78	1,00	1,00	1,00	0,72	0,60
a6	0,40	0,07	0,50	1,00	0,00		1,00	0,50	1,00	1,00	1,00	1,00	0,78	1,00	1,00	1,00	0,72	0,08
a7	0,42	0,33	0,42	0,67	0,00	0,33		0,67	1,00	0,35	0,20	0,37	0,00	0,13	0,25	1,00	0,33	0,33
a8	0,42	0,07	0,42	1,00	0,00	0,02	1,00		1,00	1,00	1,00	1,00	0,78	1,00	1,00	1,00	0,72	0,08
a9	0,00	-0,50	0,00	0,00	-0,56	-0,40	0,00	0,00		0,00	0,00	0,00	-0,22	0,00	0,00	0,44	-0,28	-0,40
a10	0,50	0,25	0,75	0,50	0,00	0,25	0,75	0,75	0,75		0,00	0,02	-0,22	0,00	0,00	0,65	0,00	0,25
a11	0,75	0,50	1,00	0,75	0,25	0,50	1,00	1,00	1,00	0,33		0,33	0,00	0,00	0,05	0,80	0,33	0,50
a12	0,58	0,25	0,75	0,50	0,00	0,25	0,75	0,75	0,75	0,16	0,00		-0,22	0,00	0,00	0,63	0,00	0,25
a13	1,00	0,50	1,00	0,75	0,25	0,60	1,00	1,00	1,00	0,58	0,42	0,42		0,22	0,25	1,00	0,42	0,60
a14	1,00	0,50	1,00	0,75	0,25	0,60	1,00	1,00	1,00	0,58	0,42	0,42	0,00		0,12	0,87	0,42	0,60
a15	1,00	0,50	1,00	0,75	0,25	0,60	1,00	1,00	1,00	0,58	0,42	0,42	0,00	0,00		0,75	0,42	0,60
a16	1,00	0,50	1,00	0,75	0,25	0,60	1,00	1,00	1,00	0,58	0,42	0,42	0,00	0,08	0,08		0,42	0,60
a17	0,58	0,25	0,75	0,50	0,00	0,25	0,75	0,75	0,75	0,28	0,28	0,28	0,06	0,28	0,28	0,76		0,25
a18	0,40	0,00	0,50	0,92	0,00	0,00	0,92	0,50	0,92	0,92	0,92	0,92	0,70	0,92	0,92	1,00	0,64	

Fonte: Autoria própria (2019)

Por fim, para que as alternativas pudessem ser classificadas, criou-se uma matriz de seleção (Quadro 8). Para o cálculo dessa matriz, os decisores definiram os limiares de concordância (0,7) e discordância (0,3). Conforme [Figueira et al. 2005] na matriz de seleção é atribuído o valor 1, somente se alternativa "a" sobreclassificar uma "b", por exemplo.

Essa relação de sobreclassificação, somente se dá se os índices da matriz de concordância obedecerem à condição de maior igual ao limiar de concordância e se os índices da matriz de

discordância obedecerem à condição de menor igual ao limiar de discordância. Para casos que não obedecem a condição, o valor atribuído é 0 [FIGUEIRA et al., 2005].

Como resultado, as alternativas que foram selecionadas como variáveis independentes para compor a previsão, segundo os critérios estabelecidos foram a9 e a16 que corresponde respectivamente a temperatura e evaporação.

Só podem fazer parte do subconjunto final as alternativas que não são sobreclassificadas por nenhuma alternativa (como as variáveis independentes a9 e a16) e as alternativas que não são sobreclassificadas pelas alternativas escolhidas anteriormente, porém todas as alternativas restantes não satisfazem essa condição.

Quadro 8 –Matriz de seleção gerada pela condição definida pelos limiares de concordância e discordância em comparação com a matriz de concordância e discordância

MATRIZ DE SELEÇÃO																		
D	**a1**	**a2**	**a3**	**a4**	**a5**	**a6**	**a7**	**a8**	**a9**	**a10**	**a11**	**a12**	**a13**	**a14**	**a15**	**a16**	**a17**	**a18**
a1		0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
a2	0		0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
a3	1	0		0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
a4	0	1	0		1	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1
a5	0	0	0	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
a6	0	1	0	0	1		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
a7	0	0	0	0	1	0		0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
a8	0	1	0	0	1	1	0		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
a9	1	1	1	1	1	1	1	1		1	1	1	1	1	1	0	1	1
a10	0	1	0	0	1	1	0	0	0		1	0	1	1	1	0	1	1
a11	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0		0	1	1	0	0	0	0
a12	0	1	0	0	1	1	0	0	0	1	1		1	1	1	0	1	1
a13	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0		0	0	0	0	0
a14	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1		0	0	0	0
a15	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1		0	0	0
a16	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1		0	0
a17	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0		1
a18	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

Fonte: Autoria própria (2019)

Outra característica desse conjunto é composta pelas alternativas que sobreclassificam umas as outras resultando em um empate (a1 e a3; a2 e a6; a6 e a18), isso implica na indiferença entre as alternativas. E a alternativa a5 foi a única que não sobreclassificou nenhuma, notável também que não há casos de incomparabilidade onde uma alternativa não sobreclassifica nenhuma outra e nem é sobreclassificada.

3. Conclusões

Esse problema de previsão, envolveu possíveis 18 alternativas listadas na literatura e 5 critérios com grau de importância diferentes no processo. Como é um problema relativamente grande, a abordagem multicritério apresenta vantagens para uma tomada de decisão assertiva, especialmente utilizando o método ELECTRE I para selecionar as variáveis que tem influências sobre a demanda de energia elétrica. Lembrando, que até o momento não havia indícios na literatura de métodos multicritérios utilizados para esse propósito.

A aplicação do ELECTRE I possibilitou selecionar as alternativas temperatura e evaporação como possíveis influências na demanda de energia elétrica no Paraná. Importante lembrar que apesar de ter 18 alternativas no processo apenas duas foram selecionadas como

explicativas da demanda, quando considerado os 5 critérios e seus graus de importância para a avaliação.

Podendo concluir que nem sempre tem dados disponíveis para todas as alternativas, ou estas estão correlacionadas com a demanda de energia, ou apresentam ainda influências sobre o padrão de consumo por setor, calendário e região. Portanto, essas mesmas variáveis se aplicadas a outros contextos/estados poderiam resultar em resultados diferentes de seleção, pois além das características dos dados, cada local de aplicação tem outras características distintas que precisariam ser consideradas por especialistas que entendem sobre demanda de energia elétrica e que conhecem o local de aplicação.

Agradecimentos

A Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES pelo financiamento concedido.

Referências

ALMEIDA, A.T.; ALMEIDA, J.A.; COSTA, A.P.C.S.; ALMEIDA-FILHO, A.T. A new method for elicitation of criteria weights in additive models: Flexible and interactive tradeoff. **European Journal of Operational Research**, v. 250, p 179–191, 2016.

CAMPOS, V. R. **Modelo de Apoio a Decisão Multicritério para Priorização de Projetos em Saneamento.** 2011. Tese (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011.

CHUJAI, P, KERDPRASOP N, KERDPRASOP K. Time series analysis of household electric consumption with ARIMA and ARMA models. **In: Proc. IMECS Conf.** Hong Kong, 2013.

CUI, H.; PENG, X. Short-Term City Electric Load Forecasting with Considering Temperature Effects: An Improved ARIMAX Model. **Mathematical Problems in Engineering.** v. 2015, p. 1-10, 2015.

DARBELLAY, G.A.; SLAMA M. Forecasting the short-term demand for electricity: do neural networks stand a better chance. **International Journal Forecasting**. v. 16, p. 71-83, 2000.

EPE, Empresa de Pesquisa Energética. **Publicações/dados abertos**. Rio de Janeiro: Ministério de Minas e Energia, 2019. Disponível em: < http://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos>. Acesso em: 11 jun. 2019.

FIGUEIRA, J.; MOUSSEAU, V.; ROY, B. **ELECTRE Methods,** in FIGUEIRA, J.; GRECO, S.; EHRGOTT, M. (Eds.), Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys, Springer Science + Business Media, New York, 133-162, 2005.

GOMES, L. F. A. M.; ARAYA, M. C. G.; CARIGNANO, C. **Tomada de decisões em cenários complexos:** introdução aos métodos discretos do apoio multicritério à decisão. São Paulo: Pioneira Thomson Learning, 2004.

HERNÁNDEZ, L.; BALADRÓN, C.; AGUIAR, J. M.; CALAVIA, L.; CARRO, B.; ESGUEVILLAS, A. S.; GARCÍA, P.; LLORET, J. Experimental Analysis of the Input Variables' Relevance to Forecast Next Day's Aggregated Electric Demand Using Neural Networks. **Energies.** v. 6, p. 2927-2948, 2013.

JUDGE, G. G.; HILL, R. C.; GRIFFITHS, E. W.; LUTKEPOHL, H.; LEE, T. **Introduction to the Theory and Practice of Econometrics**. 2ª ed. USA: John Wiley & Sons, 1988.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings

MME, Ministério de Minas e Energia. Estatísticas do setor energético brasileiro. 2019. Disponível em: < http://www.mme.gov.br/>. Acesso em: 11 jun. 2019.

MOHAMMED, N. A. Modelling of unsuppressed electrical demand forecasting in Iraq for long term. **Energy.** v. 162, p. 354-363, 2018.

PAO, H. T. Comparing linear and nonlinear forecasts for Taiwan's electricity consumption. **Energy**. v. 31, p. 2129–2141, 2006.

REIS, L. P.; LADEIRA, M. B.; FERNANDES, J. M. Contribuição do método analytic hierarchy process (ahp) para auxílio ao processo decisório de terceirizar ou internalizar atividades no contexto de uma empresa de base tecnológica. **Revista Produção Online**, v.13, n. 4, p. 1325-1354, 2013.

ROSA, C.R.M.; STEINER, M.T.A.; COLMENERO, J.C. Utilização de processo de análise hierárquica para definição estrutural e operacional de centros de distribuição: uma aplicação a uma empresa do ramo alimentício. **Gestão e Produção**, v.22, n. 4, p. 935-950, 2015.

SAATY, T. L. **The Analytic Hierarchy Process**. New York: McGraw-Hill International, 1980.

SADOWNIK, R.; BARBOSA, E. P. Short-term Forecasting of Industrial Electricity Consumption in Brazil. **Journal of Forecasting.** v.18, p. 215-224, 1999.

SUGANTHI, L.; SAMUEL, A. A. Modelling and forecasting energy consumption in INDIA: Influence of socioeconomic variables. **Energy Sources, Part B: Economics, Planning, and Policy.** v. 11:5, p. 404-411, 2016.

TORRINI, F.C.; SOUZA, R. C.; OLIVEIRA, F. L. C.; PESSANHA, J. F. M. Long term electricity consumption forecast in Brazil: A fuzzy logic approach. **Socio-Economic Planning Sciences**, v. 54, p. 18-27, 2016.

TUTUN, S.; CHOU, C. A.; CANYLMAZ, E. A new forecasting framework for volatile behavior in net electricity consumption: A case study in Turkey. **Energy**. v. 93, p. 2406-2422, 2015.

VINCKE, P. **Multicriteria decision aid.** New York: John Wiley e Sons, 1992.

VU, D. H.; MUTTAQI, K. M.; E AGALGAONKAR, A. P. A variance inflation factor and backward elimination based robust regression model for forecasting monthly electricity demand using climatic variables. Applied **Energy.** v. 140, p. 385–394, 2015.

WANG, J.; ZHANG, J.; NIE, J. An Improved Artificial Colony Algorithm Model for Forecasting Chinese Electricity Consumption and Analyzing Effect Mechanism. **Mathematical Problems in Engineering.** v. 2016, p. 1-14, 2016.

WU, L.; GAO, X.; XIAO, Y.; YANG, Y.; CHEN, X. Using a novel multi variable grey model to forecast the electricity consumption of Shandong Province in China. **Energy.** v. 157, p. 327-335, 2018.

Galoá { Este trabalho foi publicado utilizando o **Galoá** proceedings