

MODELO FUZZY DE AVALIAÇÃO DO PERFIL DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA DE INSTITUIÇÕES DE ENSINO SUPERIOR

Jeferson Roberto Silva de Oliveira, Daniel dos Santos Viais Neto, Monara Pereira da Rosa Maeda, Luís Roberto Almeida Gabriel Filho
Faculdade de Tecnologia - Fatec, Presidente Prudente
Faculdade de Tecnologia - Fatec, Presidente Prudente
Universidade Estadual Paulista - Unesp, Ilha Solteira
Universidade Estadual Paulista - Unesp, Tupã

RESUMO

A avaliação de gastos de cargas elétricas e obtenção de perfil de consumo é em suma um recurso técnico de grande utilidade para gerenciar a demanda de energia elétrica. Alguns trabalhos estudam o perfil de consumo de energia para serem utilizados no planejamento e gerenciamento otimizados da rede. Modelos *fuzzy* são utilizados para otimizar com eficiência o consumo de eletricidade buscando diminuir o consumo durante os horários de pico para evitar a necessidade de estender a rede e, assim, economizar custos consideráveis. Frente ao exposto, o presente trabalho teve por objetivo realizar uma modelagem *fuzzy* para avaliar o perfil de consumo de energia elétrica de uma instituição de ensino superior ao longo de três anos. Para tanto, foram considerados os valores de consumo mensal durante os anos de 2017, 2018 e 2019. Na sequência, se criou um modelo *fuzzy* cuja variável de entrada foram os meses do ano e a variável de saída, o consumo mensal de energia (kWh). Este modelo classificou o consumo mensal em Muito Baixo (MB), Baixo (B), Médio (M), Alto (A) e Muito Alto (MA). Como resultados, foram apresentados uma curva de consumo mensal da instituição e uma explanação sobre o perfil de consumo, sendo possível concluir que a instituição de ensino, em seu consumo médio não atingiu em nenhum mês do ano a classificação MA, fator que demonstra um uso ponderado e consciente de energia elétrica da mesma.

Palavras-chave: Economia, Lógica *fuzzy*, Percentil.

FUZZY MODEL OF EVALUATION OF THE PROFILE OF ELECTRIC ENERGY CONSUMPTION OF HIGHER EDUCATION INSTITUTIONS

ABSTRACT

The evaluation of expenses with electric loads and obtaining a consumption profile is, in short, a technical resource of great utility to manage the demand for electricity. Some studies study the energy consumption profile to be used in the optimized planning and management of the network. Fuzzy models are used to efficiently optimize electricity consumption in order to reduce consumption during peak hours to avoid the need to extend the network and thus save considerable costs. In view of the above, the present study aimed to perform a fuzzy modeling to assess the profile of electricity consumption of a higher education institution over three years. For that, monthly consumption values were considered during the years 2017, 2018 and 2019. Next, a fuzzy model was created whose input variable was the months of the year and the output variable, the monthly energy consumption (kWh). This model classified monthly consumption as Very Low (MB), Low (B), Medium (M), High (A) and Very High (MA). As results, a monthly consumption curve of the institution and an explanation of the consumption profile were presented, and it is possible to conclude that the educational institution, in its average consumption did not reach the MA classification in any month of the year, a factor that demonstrates a weighted and aware of its electrical energy.

Keywords: Economy, Fuzzy logic, Percentile

1 INTRODUÇÃO

Segundo Goldemberg (2000), a maioria dos equipamentos e processos utilizados atualmente nos setores de transporte, industrial e residencial foi desenvolvida numa época de energia abundante e barata e quando as preocupações ambientais ou não existiam ou eram pouco compreendidas. O mesmo autor explica que estes são os motivos pelos quais haja tantas oportunidades para melhorias na economia de energia, seja para aumentar a competitividade das empresas, seja para melhorar a imagem pública de indústrias que deixaram de ser poluentes.

A avaliação de gastos de cargas elétricas e obtenção de perfil de consumo é em suma um recurso técnico de grande utilidade para gerenciar a demanda de energia elétrica, e está se tornando indispensável devido ao alto crescimento de usuários (JONAS; LOMAS, 2015). Neste sentido, é importante estudar o perfil dos consumidores de energia elétrica, visando naturalmente identificar as classes de maior gasto energético, e investigar o motivo deste consumo, bem como verificar os horários de maior consumo de energia.

Trabalhos como os de Sepehr et al. (2018), estudam o perfil de consumo de energia elétrica de edifícios residenciais, o qual leva em consideração a quantidade de moradores e a forma de utilização dos diferentes equipamentos, sendo que o perfil obtido pode ser usado para um planejamento e gerenciamento otimizados da rede.

A análise dos perfis de consumo de energia em edifícios residenciais é também feita por Csoknyai et al. (2019), enfocando hábitos e tendências de consumo de energia usando métodos estatísticos, e estudando a utilização de sistemas de aquecimento, água quente sanitária e consumo elétrico.

Com a análise de tais perfis, é possível estudar formas de dedução do consumo de eletricidade doméstico durante os horários de pico de demanda, estudo feito por Azarova et al. (2020), no qual foram testados incentivos para a redução do consumo doméstico de eletricidade em horários de pico de demanda, usando aplicativos de smartphone e dados de medidores inteligentes registrados em intervalos de 15 minutos. Verificou-se que a mudança de comportamento mais forte é observada em famílias que receberam incentivos monetários.

A modelagem matemática do perfil de consumo é importante justamente pelo fato de poder subsidiar políticas públicas no sentido do poder de simulação delas antes de sua real implantação. López-Rodríguez et al. (2013) analisam e realizam a modelagem da ocupação ativa do setor residencial, criando um indicador do consumo residencial de eletricidade. Os perfis de ocupação resultantes do modelo criado poderão ser usados para modelar o consumo doméstico de energia. Além disso, o modelo permitiu verificar a presença de três picos de ocupação ativa na Espanha, que coincidem com a manhã, o meio-dia e a noite. Esta informação

foi utilizada para a entrada num modelo estocástico que gera perfis de ocupação ativa das habitações, com o objetivo de simular o consumo doméstico de eletricidade.

Modelos *fuzzy* também vêm sendo utilizados com grande sucesso na modelagem de diversos processos. Especificamente, Bissey et al. (2017) os utiliza para otimizar com eficiência o consumo de eletricidade em habitações individuais, buscando diminuir o consumo durante os horários de pico para evitar a necessidade de estender a rede e, assim, economizar custos consideráveis. Os autores utilizam um algoritmo de lógica *fuzzy* para prever com eficiência o consumo de carga de curto prazo, sendo capaz de otimizar o custo do consumo de eletricidade, ao mesmo tempo que atenua a demanda de pico. No modelo utilizado, é feito uso de um banco de dados reais de consumo de diversas casas, permitindo que qualquer usuário final gerencie seu consumo de eletricidade com um alto grau de flexibilidade e transparência e “remodele” o perfil de carga.

Outra característica da modelagem *fuzzy* é, por meio dela, avaliar uma determinada característica dentro de um estudo, são exemplos: avaliação do desenvolvimento do tomate em tensões de água no solo e doses de salinidade na irrigação (VIAIS NETO et al., 2019b), avaliação da produção de mudas de tomate cereja utilizando diferentes doses de polímeros e níveis de irrigação (VIAIS NETO et al., 2018), avaliação do desenvolvimento da cultura da alface, quando irrigada com água tratada magneticamente e convencional (PUTTI, 2015) e avaliação do faturamento do consumo de energia elétrica e demanda de potência ativa e reativa em uma empresa de avicultura de postura (CREMASCO et al., 2010).

Frente ao exposto, o presente trabalho teve por objetivo realizar uma modelagem *fuzzy* para avaliar o perfil de consumo de energia elétrica de uma instituição de ensino superior ao longo de três anos.

2 METODOLOGIA

Para traçar o perfil de consumo de energia da entidade de ensino estudada, foi considerado os valores referentes ao consumo atual fora de ponta, que representa o valor real consumindo da instituição, ou seja, o consumo verdadeiro de energia elétrica.

Com base nesse consumo, obteve-se as variações de energias durante três anos consecutivos, 2017, 2018 e 2019, de janeiro a dezembro. Os dados em questão, foram fornecidos pela instituição (Tabela 1).

Tabela 1 – Consumo mensal de energia da instituição nos anos de 2017, 2018 e 2019

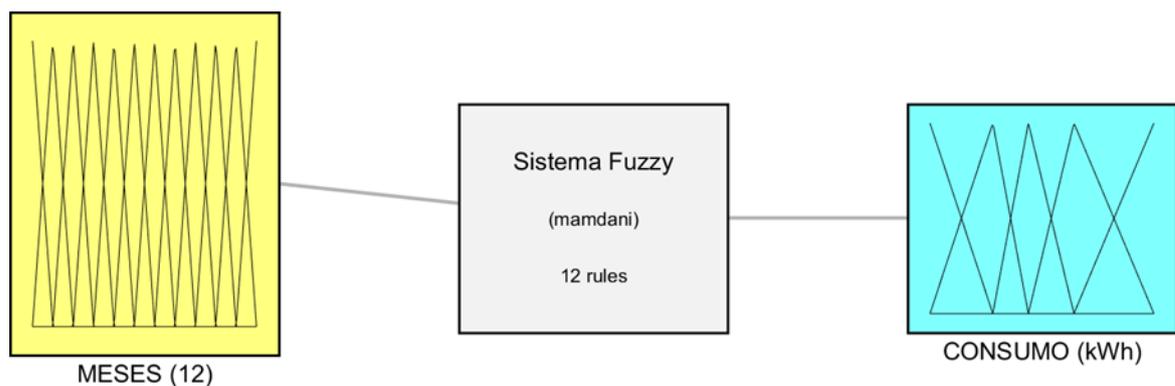
Meses	Valores em (kWh) 2017	Valores em (kWh) 2018	Valores em (kWh) 2019
Janeiro	8421	7961	9470
Fevereiro	18345	13820	18098
Março	17672	21513	16252
Abril	15076	16811	18525
Mai	12201	13776	14241
Junho	11410	11058	10711
Julho	7166	8086	7206
Agosto	12282	10233	11529
Setembro	16648	12484	18205
Outubro	13569	14148	17773
Novembro	16534	15357	21976
Dezembro	11908	12735	12464

Fonte: Elaborada pelos autores

A partir da coleta dos dados, realizou-se uma modelagem *fuzzy* para avaliar o consumo mensal de energia da instituição ao longo de 3 anos. Para tanto, foi considerado o seguinte modelo para representar a situação: $F: X \subseteq \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, (x) \mapsto Y = F(x)$, onde $X = [1, 12]$, \mathbb{R} é o conjunto dos números reais e x representa o mês do ano. Além disso, $Y = F(x) = y$ foi definido como consumo mensal médio de energia, considerando os anos de 2017, 2018 e 2019, isto é, $y_i = \frac{x_i^1 + x_i^2 + x_i^3}{3}$, onde x_i^1, x_i^2 e x_i^3 são os valores de consumo do mês i , com $i = 1, 2, 3, \dots, 12$.

Para a elaboração do sistema baseado em regras *fuzzy* (SBRF), foi necessário definir um processador de entrada ou (*fuzzyficador*), um conjunto de regras de variáveis linguísticas, um método de inferência *fuzzy* e um processador de saída ou (*defuzzyficador*) para no final gerar números reais de saída de consumo mensal (Figura 1).

Figura 1 – SBRF de avaliação do consumo de energia mensal da instituição



Fonte: Elaborada pelos autores

O SBRF gerado neste trabalho, cuja variável de entrada foram os meses do ano, a variável de saída, o consumo mensal de energia (kWh) da instituição teve como método de inferência, o método de Mamdani (MAMDANI; ASSILIAN, 1975), com 12 regras *fuzzy*.

Em relação a variável de entrada do SBRF, meses do ano, definiu-se 12 conjuntos *fuzzy* denominados M1, M2, ..., M12, representando os meses de janeiro, fevereiro, ..., dezembro, respectivamente. Além disso, utilizou-se de funções de pertinência triangulares de modo que os meses do ano (1 - janeiro, 2 - fevereiro, ..., 12 - dezembro) apresentassem grau de pertinência igual a 1 aos conjuntos *fuzzy* M1, M2, ..., M12, respectivamente (Tabela 2).

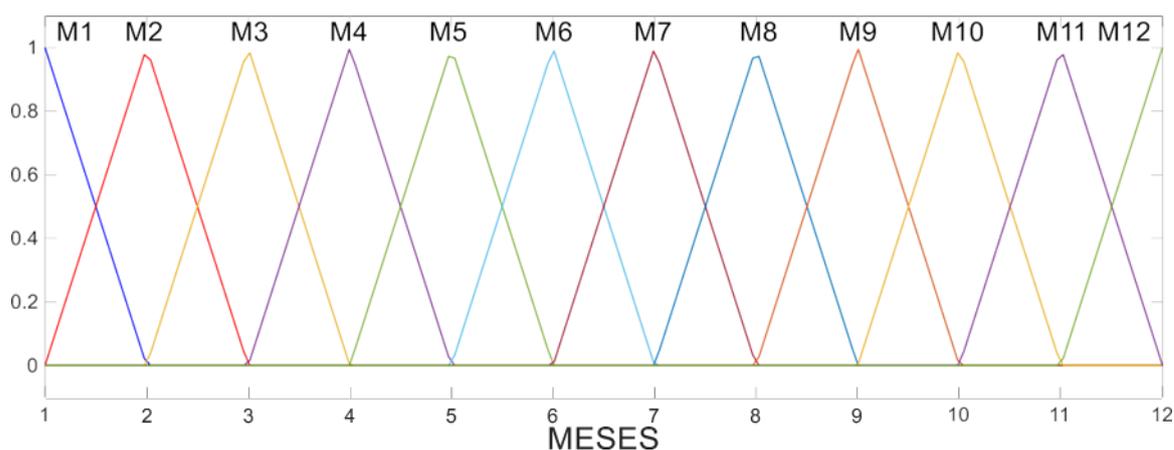
Tabela 2 – Definição das funções de pertinência da variável de entrada

Conjuntos <i>fuzzy</i>	Tipo	Delimitadores
M1	Triangular	[0 1 2]
M2	Triangular	[1 2 3]
M3	Triangular	[2 3 4]
M4	Triangular	[3 4 5]
M5	Triangular	[4 5 6]
M6	Triangular	[5 6 7]
M7	Triangular	[6 7 8]
M8	Triangular	[7 8 9]
M9	Triangular	[8 9 10]
M10	Triangular	[9 10 11]
M11	Triangular	[10 11 12]
M12	Triangular	[11 12 13]

Fonte: Elaborada pelos autores

Assim, foi adotado para o conjunto “M1” no seu primeiro delimitador o ponto $P_1 - 1$, a fim de que o grau de pertinência 1 ocorra para o mês 1. Analogamente, foi adotado para o conjunto “M12” no seu último delimitador o ponto $P_{12} + 1$, referente ao mês 12. Tal procedimento foi utilizado por Viais Neto (2016) e Viais Neto et al. (2019a). As funções de pertinência da variável meses, estão representadas na Figura 2.

Figura 2 – Funções de pertinência da variável de entrada meses



Fonte: Elaborada pelos autores

Em relação a variável de saída do SBRF, o consumo mensal de energia, foram definidos 5 conjuntos *fuzzy* denominados Muito Baixo (MB), Baixo (B), Médio (M), Alto (A) e Muito Alto (MA), buscando-se com tal número de conjuntos aumentar a precisão do modelo. A fim de reduzir a complexidade, os conjuntos *fuzzy* triangulares foram adotados, pois são comumente empregados e necessitam apenas determinar o valor de pico e a largura de sua base. De maneira análoga a Viais Neto (2016) e Viais Neto et al. (2019a), foi necessário criar delimitadores que possibilitassem definir de forma triangular cada uma das funções de pertinência de cada um desses conjuntos *fuzzy* em questão.

Neste caso, as funções de pertinência triangulares carecem do cálculo de 5 delimitadores. Para tanto, utilizou-se os quartis do conjunto dos dados aferidos da variável de saída, aqui denotados por P (25%), P (50%), P (75%). Os quartis dividem um conjunto de elementos ordenados em quatro partes iguais, ou seja, cada parte corresponde a 25% desses elementos. A fim de padronizar a escrita, foi adotado a nomenclatura percentil ao longo do trabalho.

A partir do resultado do cálculo e a obtenção dos percentis, foi elaborado as definições das funções de pertinência das variáveis de saída junto aos delimitadores (Tabela 3). Este procedimento foi utilizado semelhantemente por Cremasco et al. (2010), Gabriel Filho et al. (2011, 2015, 2016), Pereira et al. (2008), Putti et al. (2014, 2017a, 2017b), Viais Neto et al. (2019a, 2019b) e Martínez (2020).

Tabela 3 – Definição das funções de pertinência das variáveis de saída

Conjuntos <i>fuzzy</i>	Tipo	Delimitadores
MB	Triangular	[P (0%) – (P (25%) – P (0%)), P (0%), P (25%)]

B	Triangular	[P (0%), P (25%), P (50%)]
M	Triangular	[P (25%), P (50%), P (75%)]
A	Triangular	[P (50%), P (75%), P (100%)]
MA	Triangular	[P (75%), P (100%), P (100%) + (P (100%) – P (75%))]

Fonte: Elaborada pelos autores

Para a elaboração do SBRF, todas as funções de pertinência, gráficos tridimensionais e o mapeamento de saída, foram utilizados planilhas eletrônicas e o *software* Matlab®, cuja licença para seu uso a Faculdade de Ciências e Engenharia - FCE/UNESP, Campus de Tupã - SP, possui. Na *defuzzyficação* foi utilizado o método centro de gravidade que pode ser compreendido como uma média ponderada de consumo mensal (CREMASCO, 2008).

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste tópico, apresentou-se inicialmente os resultados obtidos em relação à modelagem e posteriormente, os resultados sobre o perfil de consumo mensal de energia elétrica da instituição estudada.

Com a determinação dos percentis dos dados apresentados na Tabela 1 (Tabela 4) e, utilizando a metodologia proposta, foram calculados os delimitadores e foram elaboradas as funções de pertinência dos conjuntos *fuzzy* da variável de saída do presente trabalho (Tabela 5 e Figura 3), nomeadamente consumo mensal (kWh).

Tabela 4 – Percentis dos dados de consumo mensal de energia da instituição

Percentil %	Consumo
0%	7166
25%	11322
50%	13673
75%	16689
100%	21976

Fonte: Elaborada pelos autores

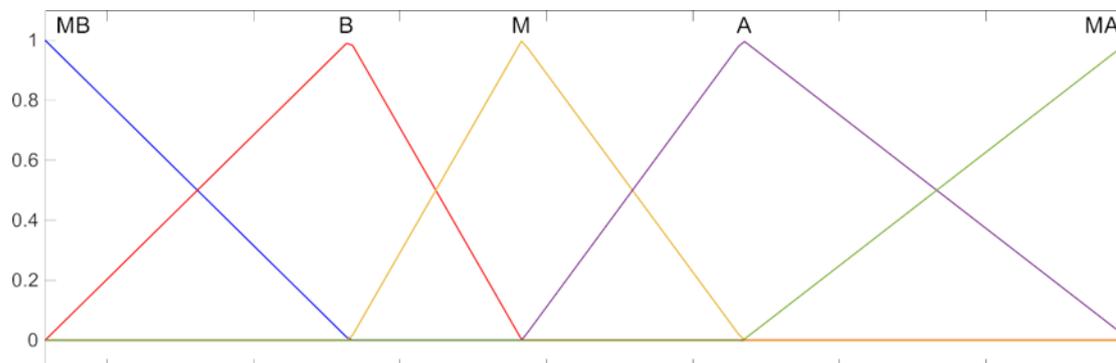
Tabela 5 – Definição das funções de pertinência da variável de saída

Conjuntos <i>fuzzy</i>	Tipo	Delimitadores
MB	Triangular	[3010 7166 11322]
B	Triangular	[7166 11322 13672,5]
M	Triangular	[11322 13672,5 16688,75]
A	Triangular	[13672,5 16688,75 21976]

MA	Triangular	[16688,75 21976 27263,25]
----	------------	---------------------------

Fonte: Elaborada pelos autores

Figura 3 – Funções de pertinência da variável de saída consumo mensal



Fonte: Elaborada pelos autores

A partir dos resultados dos percentis, também foi calculado a média aritmética dos percentis adjacentes gerando os resultados correspondente a Tabela 6.

Tabela 6 – Média aritmética dos percentis adjacentes apresentados na Tabela 4

MÉDIA PERC. P(0%) E P(25%)	9244
MÉDIA PERC. P(25%) E P(50%)	12497
MÉDIA PERC. P(50%) E P(75%)	15181
MÉDIA PERC. P(75%) E P(100%)	19332

Fonte: Elaborada pelos autores

Com a determinação a média aritmética dos percentis adjacentes (Tabela 6) e utilizando a metodologia proposta, foi possível determinar os intervalos que indicam o maior grau de pertinência de cada ponto das variáveis de saída à um determinado conjunto *fuzzy* (Tabela 7).

Tabela 7 – Intervalos com maior grau de pertinência ao conjunto *fuzzy* associado

Conjunto <i>fuzzy</i> de saída	Delimitadores
MB	[7166; 9244[
B	[9244; 12497[
M	[12497; 15181[
A	[15181; 19332[
MA	[19332; 27223]

Fonte: Elaborada pelos autores

De acordo com a proposta metodológica de elaboração da base de regras, foi possível gerar as regras utilizada pelo sistema *fuzzy* em questão para classificar as variáveis de entrada de acordo com o mês escolhido (Tabela 8).

Tabela 8 – Base de regras do sistema fuzzy

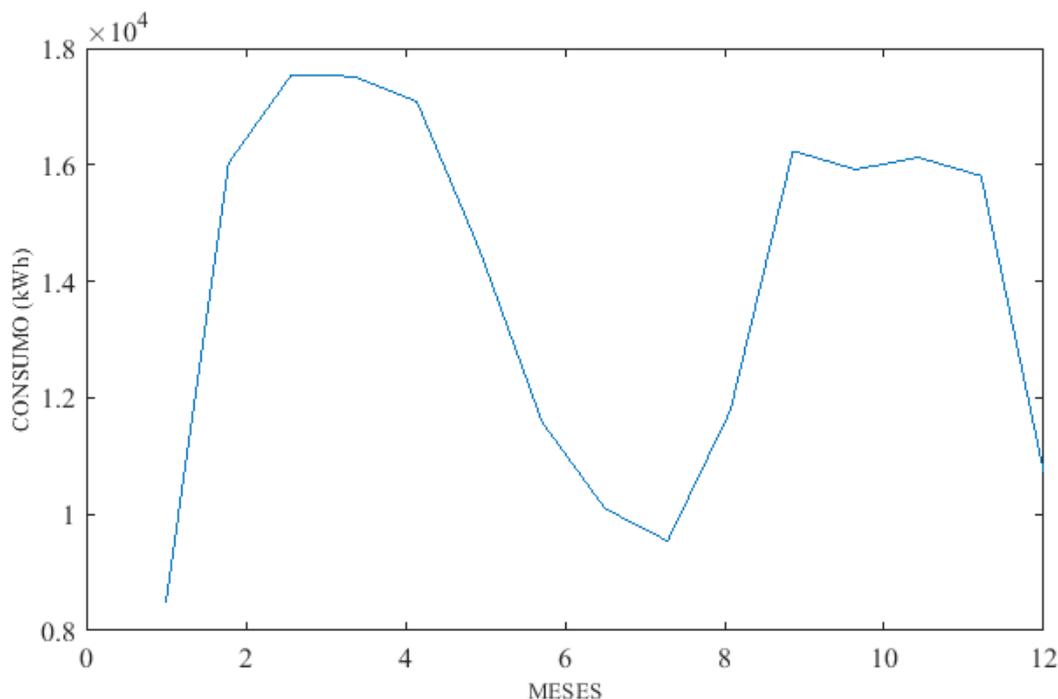
Meses	Consumo
M1	MB
M2	A
M3	A
M4	A
M5	M
M6	B
M7	MB
M8	B
M9	A
M10	M
M11	A
M12	B

Fonte: Elaborada pelos autores

A primeira linha da Tabela 8 é explicada da seguinte forma: “Se (Meses é M1), então (Consumo é MB)”. As demais linhas são interpretadas de forma análoga.

Utilizando os métodos de inferência e *defuzzificação* adotados, obtém-se o gráfico bidimensional da variável de saída como solução do sistema, mostrando o resultado de consumo mensal de energia elétrica da instituição estudada ao longo do ano (Figura 4).

Figura 4 – Gráfico bidimensional do resultado da curva de consumo mensal da instituição



Fonte: Elaborada pelos autores

Ao analisar a entrada de consumo do mês de janeiro, que teve o consumo classificado como MB (muito baixo), percebe-se que este grau se deve ao fluxo mínimo de pessoas na instituição, assim como o baixo uso de equipamentos tais como ar condicionado e computadores, que possam aumentar o consumo de energia elétrica da instituição.

No mês de fevereiro, o consumo foi classificado como A (alto), graficamente, verifica-se o aumento da curva do consumo mensal de energia da instituição, possivelmente, tal alteração se deve ao início do período letivo, onde se concentra um grande número de alunos, principalmente de novos alunos. O uso do prédio neste período é bem intenso.

Os meses de março e abril, cuja classificação do consumo também foi A (alto), com base na variável de saída do sistema, mostra o intenso uso do prédio e seus equipamentos. Vale salientar, que os meses de fevereiro, março e abril, são quentes, e o uso dos aparelhos de ar condicionado são constantes.

Dentro do período de abril, verifica-se que a curva do de consumo começa gradativamente a decrescer, isso significa a diminuição de consumo mensal de energia elétrica, o que faz com que o mês de maio receba a classificação de consumo M (médio). Isto se deve possivelmente devido a redução do uso de aparelhos de ar condicionado e até mesmo pela evasão tanto de alunos ingressantes no vestibular de janeiro quanto de outros alunos.

Já no mês de junho, a classificação foi B (baixo), o fator conclusivo para esse consumo é provavelmente a finalização das aulas do 1º semestre e início da semana de provas finais da

instituição, neste período a permanência de alunos no prédio diminui. Após esse período, o sistema aponta o nível mais baixo de consumo para o mês de julho, classificado como MB (muito baixo). Este período corresponde ao recesso escolar na instituição.

Em agosto o consumo foi classificado como B (baixo), embora seja início do período letivo do segundo semestre, com entrada de novos alunos, possivelmente, o clima mais ameno auxilia na economia de energia elétrica. No mês seguinte, setembro, o consumo novamente atinge a classificação A (alto), porém, em outubro a classificação do consumo cai para M (médio). Essa economia talvez se deva pela semana de provas na instituição, semana tecnológica e até mesmo devido ao feriado de 12 de outubro.

O mês de novembro, volta a ser classificado pelo sistema como consumo A (alto), puxado pelas altas temperaturas durante o período e grande circulação de alunos. Por fim, o mês de dezembro, teve o consumo classificado como B (baixo), que tem por justificativa o fim do período letivo de aulas assim como a diminuição do fluxo de pessoas na instituição.

4 CONCLUSÕES

Traçar um perfil elétrico institucional é um assunto pouco estudado no Brasil, em consequência de vários fatores como a falta de acesso a dados reais de consumo mensal de energia de instituições públicas. Este trabalho desenvolveu um sistema inteligente que, com uma base mínima de dados de entrada, que possibilitou obter a curva de consumo de energia elétrica com uma classificação do consumo mês a mês da instituição.

Percebe-se as variações de consumo na curva do gráfico levando em consideração o fluxo de pessoas e o consumo durante esse período sendo justificado por vários fatores. A análise desse consumo nos leva a crer que um fator interessante aconteceu no mês de outubro, levando a queda do consumo de energia elétrica, mesmo correspondendo a um período em que existe alto fluxo de pessoas, temperaturas elevadas e o uso constante de aparelhos de ar condicionado e computadores. Também vale salientar, que a instituição de ensino, em seu consumo médio não atingiu em nenhum mês do ano a classificação MA (muito alto), fator que demonstra um uso ponderado e consciente de energia elétrica da mesma.

REFERÊNCIAS

AZAROVA, V.; COHEN, J. J.; KOLLMANN, A.; REICHL, J. Reducing household electricity consumption during evening peak demand times: Evidence from a field experiment, **Energy Policy**, v.144, Article 111657, 2020.

BISSEY, S.; JACQUES, S.; LE BUNETEL, J. C. The Fuzzy Logic Method to Efficiently Optimize Electricity Consumption in Individual Housing. **Energies**, v. 10, n. 11, 2017.

CREMASCO, C. P. **Aplicação da lógica fuzzy para avaliação do faturamento do consumo de energia elétrica e demanda de uma empresa de avicultura de postura**. 2008. Tese (Doutorado em Agronomia) - FCA/UNESP. Botucatu, 2008.

CREMASCO, C. P.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; CATANEO, A. Methodology for determination of fuzzy controller pertinence functions for the energy evaluation of poultry industry companies. *Energia na Agricultura*, v. 25, n. 1, p. 21-39. 2010.

CSOKNYAI, T.; LEGARDEUR, J.; AKLE, A. A.; HORVÁTH, M. Analysis of energy consumption profiles in residential buildings and impact assessment of a serious game on occupants' behavior. **Energy and Buildings**, v.196, p.1-20, 2019.

GABRIEL FILHO, L. R. A.; CREMASCO, C. P.; PUTTI, F. F.; CHACUR, M. G. M. Application of fuzzy logic for the evaluation of livestock slaughtering. **Engenharia Agrícola**, v. 31, n. 4, p. 813-825. 2011.

GABRIEL FILHO, L. R. A.; PIGATTO, G. A. S.; LOURENZANI, A. E. B. S. Fuzzy rule-based system for evaluation of uncertainty in cassava chain. **Engenharia Agrícola**, v. 35, n. 2, p. 350-367. 2015.

GABRIEL FILHO, L. R. A.; PUTTI, F. F.; CREMASCO, C. P.; BORDIN, D.; CHACUR, M. G. M.; GABRIEL, L. R. A. Software to assess beef cattle body mass through the fuzzy body mass index. **Engenharia Agrícola**, v. 36, n. 1, p. 179-193. 2016.

GOLDEMBERG, J. Pesquisa e desenvolvimento na área de energia. **São Paulo Perspec.**, São Paulo, v.14, n.3, p. 91-97, 2000.

JONAS, R. V.; LOMAS, K. J. Determinants of high electrical energy demand in UK homes: Socioeconomic and dwelling characteristics. **Energy and Buildings**, v. 101, p. 24-34, 2015.

LÓPEZ-RODRÍGUEZ, M. A. et al. Analysis and modeling of active occupancy of the residential sector in Spain: An indicator of residential electricity consumption. **Energy Policy**, v. 62, p. 742-751, 2013.

MAMDANI, E. H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. **International Journal Man-Machine Studies**, v. 7, p. 1-13, 1975.

MARTÍNEZ, M. P. et al. Fuzzy inference system to study the behavior of the green consumer facing the perception of greenwashing. **Journal of Cleaner Production**, v. 242, n. 1, Article 116064, 2020.

PEREIRA D. F.; BIGHI C. A.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; CREMASCO, C. P. C. Sistema fuzzy para estimativa do bem-estar de matrizes pesadas. **Engenharia Agrícola**, v. 28, n. 4, p. 624-633. 2008.

PUTTI, F. F.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; CREMASCO, C. P.; BONINI NETO, A.; BONINI, C. S. B.; REIS, A. R. A Fuzzy mathematical model to estimate the effects of global warming on the vitality of *Laelia purpurata* orchids. **Mathematical Biosciences**, v. 288, 124-129. 2017a.

PUTTI, F. F.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; SILVA, A. O.; LUDWIG, R.; CREMASCO, C. P. Fuzzy logic to evaluate vitality of *Catasetum fimbriatum* species, n. Orchidaceae). **Irriga**, v. 19, n. 3, p. 405-413. 2014.

PUTTI, F. F.; KUMMER, A. C. B.; GRASSI FILHO, H.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; CREMASCO, C. P. Fuzzy modeling on wheat productivity under different doses of sludge and sewage effluent. **Engenharia Agrícola**, v. 37, n. 6, p. 1103-1115. 2017b.

PUTTI, F. F. **Análise dos indicadores biométricos e nutricionais da cultura da alface (*Lactuca sativa* L.) irrigada com água tratada magneticamente utilizando modelagem fuzzy**. 2015. 205 p. Tese (Doutorado em Agronomia/Irrigação e Drenagem). FCA/UNESP. Botucatu-SP, 2015.

SEPEHR, M.; EGHTEDAEI, R.; TOOLABIMOGHADAM, A.; NOOROLLAHI, Y.; MOHAMMADI, M. Modeling the electrical energy consumption profile for residential buildings in Iran. **Sustainable Cities and Society**, v.41, p. 481-489, 2018.

VIAIS NETO D. S.; CREMASCO, C. P.; BORDIN D.; PUTTI, F. F.; SILVA JUNIOR J. F.; GABRIEL FILHO, L. R. A. Fuzzy modeling of the effects of irrigation and water salinity in harvest point of tomato crop. Part I: description of the method. **Engenharia Agrícola**, v. 39, n. 3, p. 294-304. 2019a.

VIAIS NETO D. S.; CREMASCO, C. P.; BORDIN D.; PUTTI, F. F.; SILVA JUNIOR J. F.; GABRIEL FILHO, L. R. A. Fuzzy modeling of the effects of irrigation and water salinity in harvest point of tomato crop. Part II: application and interpretation. **Engenharia Agrícola**, v. 39, n. 3, p. 305-14. 2019b.

VIAIS NETO, D. S.; PRADELA, V. P.; GABRIEL FILHO, L. R. A.; CREMASCO, C. P.; MARIA, A. C. G.; OLIVEIRA, G. S. Modelagem fuzzy para avaliação da produção de mudas de tomate cereja utilizando diferentes doses de polímeros e níveis de irrigação. **Colloquium Agrariae**, v. 14, n. 3, p. 93-103, 2018.

VIAIS NETO; D. S. **Modelagem fuzzy para avaliação do desenvolvimento do tomate em tensões de água no solo e doses de salinidade na irrigação**. 2016, 70 p. Tese (Doutorado em Agronomia/Irrigação e Drenagem). FCA/UNESP. Botucatu, 2016.