

PREVISÃO DA DEMANDA DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO LÓGICA FUZZY E FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO ESTENDIDA

Data de aceite: 01/03/2024

Paulo de Tarso Carvalho de Oliveira

Professor do Departamento de
Engenharia Elétrica - Fundação
Universidade Federal de Rondônia
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/2255311473963948>

Fabício Moraes de Almeida

Professor do Departamento de
Engenharia Elétrica - Fundação
Universidade Federal de Rondônia
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/5959143194142131>

Viviane Barrozo da Silva

Professora do Departamento de
Engenharia Elétrica - Fundação
Universidade Federal de Rondônia
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/9428968456380501>

Antonio Carlos Duarte Ricciotti

Professor do Departamento de
Engenharia Elétrica - Fundação
Universidade Federal de Rondônia
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/9613876404612535>

Júlio César Ribeiro

Professor do Departamento de
Engenharia Elétrica - Fundação
Universidade Federal de Rondônia
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/9307581340965790>

David Lopes Maciel

Doutorando PGDRA – UFRO. Porto Velho
– RO
<http://lattes.cnpq.br/8995688340143134>

Geraldo de Magela Carvalho de Oliveira

Professor do Instituto Federal de
Educação, Ciência e Tecnologia de
Rondônia – IFRO
Porto Velho – RO
<http://lattes.cnpq.br/9808081723434805>

RESUMO: O capítulo de livro apresenta fundamentos do estudo da previsão de demanda correlato a séries temporais de energia elétrica, desenvolvendo um processo de otimização para o atendimento no consumo de energia elétrica, com o objetivo de aprimorar a rotina de previsão. Além disso, é apresentada uma comparação de três modelos autorregressivos utilizados para a otimização mencionada, com o modelo de lógica *fuzzy*, dimensionado por meio da função de autocorrelação estendida. Os dados de consumo de energia elétrica apresentam uma estrutura de série temporal sazonal, suscitando um recorte histórico com as características de consumo de energia elétrica do Estado de Rondônia, e neste objeto foi implementada

uma metodologia de previsão por meio de modelos já sedimentados e em comparativo a um novo modelo, apresentado em Métodos de Identificação *Fuzzy* Para os Modelos Autorregressivos Sazonais Mediante a Função de Autocorrelação Estendida. Analisa-se, então, as performances dos modelos e aplicação para previsão de demanda de energia elétrica a curto prazo, 5 (cinco) dias úteis da semana, para fins de contratação de pacotes de energia elétrica junto as concessionárias distribuidoras de energia elétrica, obedecendo a legislação vigente sobre leilões e contratos de compra. No decorrer do trabalho, foram analisados os resultados de previsão de energia elétrica, pelos modelos apresentados, o modelo proposto em Sistema *Fuzzy* relacionado a Autocorrelação Estendida, sendo o mais satisfatório confirmado por erros de previsão em relação a demanda de energia elétrica para o Estado de Rondônia, e atendendo legislação sobre previsão e demanda de energia elétrica no Brasil.

PALAVRAS-CHAVE: Previsão de demanda. Lógica Fuzzy. Função de Autocorrelação. Energia elétrica.

ELECTRICITY DEMAND FORECAST USING FUZZY LOGIC AND EXTENDED AUTOCORRELATION FUNCTION

ABSTRACT: The study of demand forecast correlated to time series of electric energy develops an optimization process for the supply of electricity, with the objective of improving the forecasting routine. In this study, it is presented a comparison of three autoregressive models used for the mentioned optimization, with the *fuzzy* logic model, dimensioned through the extended autocorrelation function. The electric energy consumption data presents a seasonal time series structure, provoking a historical cut with the electric power consumption characteristics of the State of Rondônia, and in this object was implemented a methodology of prediction by means of already sedimented models and in comparison to a new model, presented in *Fuzzy* Identification Methods for Autoregressive Models Using the Extended Autocorrelation Function. The performance of the models and application for short-term electricity demand forecasting, 5 (five) five business days of the week, was analyzed for the purpose of contracting electric energy packages with the electricity distribution concessionaires, in compliance with the legislation current agreement on auctions and purchase agreements. In the course of the work, we analyzed the results of electric energy prediction, by the models presented, the proposed model in *Fuzzy* System related to Extended Autocorrelation, being the most satisfactory one confirmed by errors of forecast in relation to the demand of electric power for the State of Rondônia, and complying with legislation on forecasting and demand of electric energy in Brazil.

KEYWORDS: Demand prediction. Fuzzy Logic. Autocorrelation function. Electricity.

INTRODUÇÃO

O trabalho sobre análise de séries temporais com predição de sinal de energia elétrica tem sua aplicação na contratação de energia elétrica para distribuição pelas empresas concessionárias de energia elétrica. O processo de contratação é definido no Plano Mensal de Operação (PMO) de cada concessionária, e deve obedecer à legislação

no contexto da faixa de contratação de energia elétrica de 100% a 103% da demanda conforme ONS/2017 (BRASIL, 2017). A lógica *fuzzy* representa esta condição de forma matemática e através de relação conhecimento profissional e modelo, as várias séries ao longo do tempo podem ter um sinal representante em séries temporais são representadas por modelos matemáticos utilizados na previsão de demanda em curto, médio e longo prazo. Neste trabalho os modelos apresentados para efeito comparativo são os Autorregressivos de Média Móvel (ARMA), o Autorregressivo Integrado de Média Móvel (ARIMA), o Sazonal Autorregressivo Integrado de Média Móvel (SARIMA) e, por fim, o modelo estudado, Fuzzy Sazonal Autorregressivo Integrado de Média Móvel (FSARIMA) definido por Função de Auto Correlação Estendida (FACE).

A LÓGICA FUZZY

A Lógica Difusa ou Lógica *Fuzzy* é uma representação de um processo eurístico, na qual o conhecimento do especialista é utilizado para implementar melhorias e qualidade a um produto. A teoria de Conjuntos *Fuzzy* é definida como parte da fundamentação deste trabalho. A Figura 1 apresenta o sistema *fuzzy* de Mandani, definido como um processo no qual um sinal real ou *crisp* de entrada pertencente a um universo de discurso U é fuzzyficado, ocorrendo quando o número *crisp* é classificado em uma regra *fuzzy* através de um valor da função de pertinência.

Em seguida, uma máquina de inferência faz a análise das regras válidas no banco de regras *fuzzy*, gerenciando-as conforme o processo em andamento, gerando um sinal de saída *fuzzy*, o qual será defuzzyficado, apresentando, ao final, um valor *Crisp* na saída, conforme atesta (WANG, 1999). A Lógica *Fuzzy* aplicada a séries temporais e utilizadas como processo de predição através de algoritmos utilizando a função de autocorrelação estendida (Carvalho Jr.; Costa Jr., 2017). A definição de conjuntos *fuzzy* é baseado em um dimensionamento do Universo de Discurso, definido por U , e sendo este um conjunto não vazio, um subconjunto de U , que representa as regras a serem utilizadas é definido como A , uma função de pertinência μ_A , que representa um valor no intervalo de $U \rightarrow [0, 1]$, como demonstrado na Equação (1), onde x é o valor da variável a ser utilizado, e a representação matemática do conjunto $A = \{[x, \mu_A(x); x \in U]\}$.

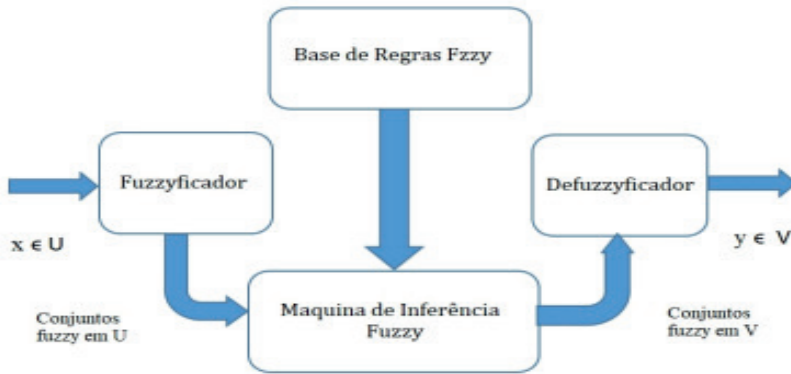


Figura 1 – configuração básica de um sistema Fuzzy.

Fonte: Adaptado de (WANG, 1999)

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 < x \leq 1, \text{ se } x \in A; \\ 0, \text{ se } x \notin A. \end{cases} \quad (1)$$

O processo de fuzzyficação acontece quando uma variável de entrada x^* *Crisp* sendo classificado em um conjunto *fuzzy* A_0 , neste caso existe um valor de pertinência para x^* . Caso existam sinais de ruído de fundo ou erros, no processo de fuzzyficação estes sinais os quais são indesejáveis, devem estes ser suprimidos de forma eficiente no processo. A simplificação dos cálculos é um passo importante para que o esforço computacional seja o mais brando possível ao longo do processo *fuzzy*.

O fuzzyficador tipo triângulo define a relação de entrada do número *Crisp* x^* mapeado no universo de discurso U e sendo definido em uma regra A_0 também relacionada a U , definindo uma função de pertinência conforme a Equação (2), onde b_i é definido como o parâmetro positivo no processo e “*” é o operador *t – norma*, sendo utilizado como produto algébrico ou mínimo (Carvalho Jr.; Costa Jr., 2017), sendo definido o número fuzzyficado.

$$\mu_{A_i}(x) = \begin{cases} \left(1 - \frac{x_1 - x_1^*}{b_1}\right) * \dots * \left(1 - \frac{x_n - x_n^*}{b_n}\right), & \text{se } |x_n - x_n^*| \leq b_i, i = 1; 2; \dots, n. \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2)$$

A descrição $\text{supp}A$ é definida como o suporte do subconjunto A , conforme definido pela Equação (3) sendo um conjunto clássico, e sendo o processo de definição A como um subconjunto de U , e é definido por uma função de pertinência $\mu_A(x)$ no domínio de U e como contradomínio do intervalo $[0, 1]$, conforme (WANG, 1999).

$$sppA = \{x \in U : \mu_A(x) > 0\} \quad (3)$$

Um conjunto *fuzzy* implementado sob uma restrição ou um limite estabelecido ao domínio, e considerando um valor α que é definido como um nível a ser aplicado as regras A do conjunto *fuzzy*, com $\alpha \in [0;1]$, então o conjunto clássico A pode ser representado por $[A]\alpha = \{x \in U, \mu_A \geq \alpha\}$. Sendo $\alpha > 0$ e definindo $[A]0$ como fecho do suporte A , ou seja $[A]0 = sppA$, (BITAR et al., 2009). O α nível, indica o mínimo valor da função de pertinência $\mu_A(x)$, e estes valores irão compor a saída do conjunto resultante *fuzzy*, conforme (CARVALHO JR., 2016).

Quando as condições de atendimento, $[A]0 = 0$ para $0 \leq \alpha \leq 1$, $[A]\alpha$ o qual é um intervalo fechado em R para $0 < \alpha \leq 1$ e o subconjunto *fuzzy* A ter um suporte limitado, o valor da função de pertinência $\mu_A(x)$ será definido como um número *fuzzy*. Uns dos procedimentos mais importantes para a lógica *fuzzy* são a determinação da função de pertinência, as escolhas dos modelos que representação as funções a serem representadas, conforme o especialista, uma função triangular, trapezoidal, gaussiana etc, conforme (ZADEH, 1965). Para um modelo triangular isósceles como modelo para regra A , , definindo uma variável aleatória uma variável linguística Z_i sendo $i = 1, 2, \dots, n$, onde ($n \leq T$) e $\mu_A(x)$ um número *fuzzy* que representa o conjunto *fuzzy* triangular representado ela variável linguística Z_i , conforme a Equação (4).

$$\mu_A(Z_i) = \begin{cases} 0, & \text{se } Z_i \leq a_j \\ \frac{Z_i - a_j}{b_j - a_j}, & \text{se } a_j < Z_i \leq b_j \\ \frac{c_j - Z_i}{c_j - b_j}, & \text{se } b_j < Z_i \leq c_j \\ 0, & \text{se } Z_i > c_j \end{cases} \quad (4)$$

Os parâmetros em sequência, a_j , b_j e c_j , representam valores escalares indicando a posição dos vértices do triângulo isósceles e do ponto médio (valor de pertinência máxima). conforme a relação de Z_i com as regras estabelecidas têm em seu resultado o valor da função $f(Z_i; a_j; b_j; c_j)$ definidas nas Equações (4) e (5), na qual os vértices do triângulo apresentam $a_j < b_j < c_j$ sendo b_j o pico do triângulo conforme descrito em (LAGO NETO, 2011) .

$$f(Z_i; a_j; b_j; c_j) = \max \left[\min \left(\frac{Z_i - a_j}{b_j - a_j}, \frac{c_j - Z_i}{c_j - b_j} \right), 0 \right] \quad (5)$$

As regras *fuzzy* que estão definidas como triangulares têm a anotação $A = (a_j; b_j; c_j)$, para a implementação do α -nível, (BITAR et al., 2009) apresentam as regras conforme a Equação (4.6), na qual α pode ser definido como demonstrado na Equação (7), a forma representativa do intervalo probabilístico ou de α nível na Equação (8).

$$[A]^\alpha = [\alpha(b_j - a_j) + a_j; \alpha(b_j - c_j) + c_j] \quad (6)$$

$$\frac{[a_j]^\alpha - a_j}{b_j - a_j} = \alpha; \frac{c_j - [c_j]^\alpha}{c_j - b_j} = \alpha \quad (7)$$

$$[A]^\alpha = \{[a_j]^\alpha; [c_j]^\alpha\} = [\alpha(b_j - a_j) + a_j; \alpha(c_j - b_j) + c_j] \quad (8)$$

Além disso, a Lógica *Fuzzy* apresenta em sua álgebra conceitos como s-norma, que define as operações para união, e t-norma para operações de interseção, para a extensão do conjunto o operador complementar, conforme (WANG, 1999). A função de pertinência $\mu_A(x)$ e seu complemento é a função de pertinência $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$, para a união de dois conjuntos do tipo A e B conforme a Figura 2 obtêm-se a seguinte Equação (9) e para a intersecção a Figura 3 esta relacionada a Equação (10).

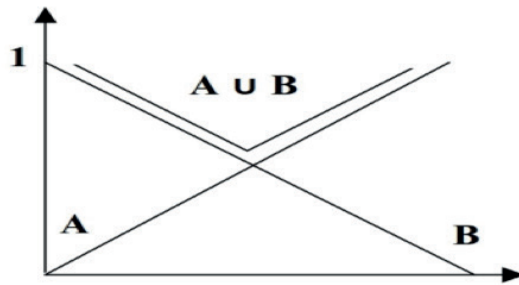


Figura 2 – Representação de União no sistema Fuzzy.

Fonte: Adaptado de (WANG, 1999).

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max [\mu_A(x); \mu_B(x)] \quad (9)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min [\mu_A(x); \mu_B(x)] \quad (10)$$

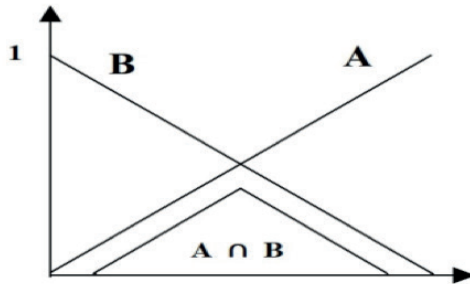


Figura 3 - Representação de Intersecção no sistema Fuzzy.

Fonte: Adaptado de (WANG, 1999)

Para cada regra A ou B , devem estar contidos valores que representam um conjunto, exemplo uma série temporal, de um universo de discurso U , relacionados a função de pertinência de cada regras, dos valores de conjunto X pertencentes a U , os valores de entrada de parte real é definida como número *Crisp*, ou conjunto *Crisp*, conforme na literatura clássica. Os conjuntos que representam os valores de entrada são definidas em intervalos de números *Crisp*. A variável linguística representa estas faixas de valores, que são rotulados para cada conjunto *fuzzy*, definidos pelos especialistas, e o valor da função de pertinência referente a cada Regra. A variável linguística tem por definição o $(X, T, U, e M)$ na qual X representa um termo que caracteriza um fenômeno, conceito, etc. . . , T o quanto é intenso ou pequeno com relação aos valores que X pode assumir, U descreve o universo que se enquadra o conceito de X , com valores *Crisp* de forma quantitativa tendo um valor mínimo e outro máximo, e M representa a semântica para a categoria de T dando valores linguísticos, como por exemplo “muito rápido”, “tensão baixa”, “alta potência”, relacionando X aos valores que assume em U , (WANG, 1999).

As regras A, B , etc, que definem a Lógica *Fuzzy*, são compostas por termos como “SE” parte condicionante a uma faixa em referência, como “muito baixo”, “ângulo médio”; o termo “ENTÃO” representa o resultado do acontecimento definido, denominados de regras *fuzzy* “se - então”, conforme a Equação (11).

$$SE < proposição fuzzy > ENTÃO < proposição fuzzy >. \quad (11)$$

O processo de defuzzyficação é o mapeamento de um conjunto *fuzzy* B_0 sobre o universo de discurso de saída $V \subset R$ sendo a saída da máquina de inferência conforme a Figura 4.1, sendo que o valor de saída y^* é um número *Crisp*, e $y^* \in V$ como apresenta (WANG, 1999), sendo o processo utilizado como defuzzyficador o Centro Médio ou centroide, conforme a Equação (2.12). O Defuzzyficador Centro Gravidade possui os critérios de plausibilidade o ponto y^* pode representar o conjunto *fuzzy* B_0 do ponto de vista intuitivo, simplicidade computacional, por mais que seja um processo contínuo, a

representação é discreta em computação, não havendo problemas em continuidade com as variações pequenas no conjunto *fuzzy* B que não reflete em mudanças em y^* , abrange todos as regras *fuzzy* B , com chances baixas de erro no resultado de saída do sistema e a implementação computacional é facilitada devido à utilização de regras baseadas em triângulos como regras *fuzzy*; e muito comum sua aplicação em sistemas de controle e como contribuição neste trabalho a séries temporais de energia elétrica (CARVALHO JR., 2016). Segundo (WANG, 1999), sendo um processo computacional intuitivo e com uma entrada $y\mu_{B0}(y)$ como uma relação do valor máximo em $\mu_{B0}(y)$ sendo o valor da função de pertinência para a saída e como resultado o número *Crisp* y^* .

$$y^* = \frac{\int_v y\mu_{B'}(y)dy}{\int_v \mu_{B'}(y)dy} \quad (12)$$

A implementação do α como corte para as regras *fuzzy* $B0$ é devido o cálculo na qual valores muito pequeno de μ_{B0} possam ser limitados, posto que os valores de $y \in V$ apresentam irrelevância para o cálculo de y^* , sendo definida como uma saída defuzzyficada de centro de gravidade indexada por α conforme a Equação (2.13). Sendo que o universo de discurso indexado por α é dado por $V_\alpha = \{y \in V \mid \mu_{B0}(y) \geq \alpha\}$.

$$y^* = \frac{\int_{v_\alpha} y\mu_{B'}(y)dy}{\int_{v_\alpha} \mu_{B'}(y)dy} \quad (13)$$

Para todo sistema implementado há um processo, o ponto de segurança é fundamental, para este modelo de implementação há um processo, no qual o ponto de segurança é fundamental. Para este modelo de implementação, devemos estudar o intervalo de confiança *fuzzy*, Segundo (CARVALHO JR., 2016) as variáveis aleatórias independentes apresentam suas variações mediante um intervalo aleatório $[L(\mathbf{X}), U(\mathbf{X})]$, onde estas variáveis são identicamente distribuídas, sob intervalos onde X_1, \dots, X_n , e representado pelo vetor $\mathbf{X} = X_1, \dots, X_n$, $L(\mathbf{X}) \geq U(\mathbf{X})$ e deve satisfazer a igualdade conforme a Equação (14), e consonante a θ como intervalo de confiança, os valores estimados *fuzzy* são identicamente distribuídos a série real e na Figura 4.

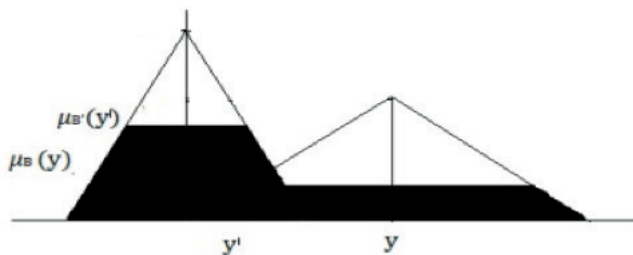


Figura 4 – Representação de uma saída no Sistema Fuzzy através do método do centro de gravidade, aplicado ao intervalo de resultante na fuzzyficação das séries temporais de Energia Elétrica do Estado de Rondônia.

Fonte: Adaptado de (WANG, 1999)

$$P_{\theta}\{L(\mathbf{X}) \geq \theta \geq U(\mathbf{X})\} = 1 - \alpha \quad (14)$$

Baseado no intervalo de confiança do sistema, em que $Z\alpha$ representa o valor do grau de confiança onde o intervalo será indexado, o nível de significância α delimita gerando um nível cortando os valores das funções de pertinência e os valores abaixo deste nível não são computados, sendo o intervalo $[L(\mathbf{x}), U(\mathbf{x})]$, o intervalo de confiança para a variável $\theta = 1 - \alpha$, onde os valores observados é definido por $\mathbf{x}=(x_i)$, pertencente a variável aleatória X_i onde $i = 1, 2, \dots, n$, e são variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas e com fuzzy θ . A definição dos valores observados $[x_i]L$ e $[x_i]U$, no qual $h \in [0; 1]$, por definição são sendo valores observados onde $hX_iL \equiv X_i^L$ e $hX_iU \equiv X_i^U$ $i = 1, 2, \dots, n$, e são variáveis independentes e identicamente distribuídas conforme apresentado em (CARVALHO JR., 2016).

As Equações (15) e (16) representam o intervalos de confiança aproximados a (I.C) do modelo fuzzy, sendo os elementos $shL = shU$, que representam o desvio padrão para valores dos vértices do triângulo, e as termos x^L e x^U , são definidos como a média entre os valores da base inferior e superior do triângulo A , que define as regras do sistema fuzzy, com relação ao nível de significância $\alpha = 0, 05$ e $Z\alpha = 1, 96$ para um intervalo de confiança de 95%, valores implementados em (CARVALHO JR., 2016).

$$I.C(\mu_h^L; 95\%) = \left[\bar{x}_h^L - Z_{\alpha} \cdot \left(\frac{shL}{\sqrt{n}} \right); \bar{x}_h^L + Z_{\alpha} \cdot \left(\frac{shL}{\sqrt{n}} \right) \right] \equiv [L(\bar{\mathbf{x}}_h^L); U(\bar{\mathbf{x}}_h^L)] \quad (15)$$

$$I.C(\mu_h^U; 95\%) = \left[\bar{x}_h^U - Z_{\alpha} \cdot \left(\frac{shU}{\sqrt{n}} \right); \bar{x}_h^U + Z_{\alpha} \cdot \left(\frac{shU}{\sqrt{n}} \right) \right] \equiv [L(\bar{\mathbf{x}}_h^U); U(\bar{\mathbf{x}}_h^U)] \quad (16)$$

OS MODELOS APLICADOS A SÉRIES TEMPORAIS

A série sazonal consiste em um conjunto de dados que em um período de tempo com início, meio e fim, suas características, repetem-se continuamente. A sazonalidade de um evento representa que este costuma ocorrer sempre num momento temporal específico, a aplicação as séries de energia elétrica é um exemplo quanto ao consumo de energia, apresentando um padrão que se repete de forma semelhante em um período de tempo. Quando há sazonalidade determinística, t é uma função determinística, e N é um processo estacionário, na Equação (4.44) obtêm-se o modelo sazonal determinístico com a aplicação da diferença sazonal. Quando há *lags* sazonais de múltiplos períodos, considera-se que exista uma sazonalidade estocástica, sendo este modelo dimensionado com os parâmetros p, d, q e P, D, Q conforme a Equação (4.45), com o número de períodos sazonais $s = 12$, SARIMA (p, d, q) (P, D, Q)₁₂.

Os dados observados ou minerados que definem um fenômeno físico e que produz um comportamento sazonal determinístico com período $s=12$, pode ser representado pela Equação (16), onde μt é uma função periódica que satisfaz o comportamento de $\mu t = \mu t - 12$, onde outra relação é dada na Equação (17).

$$Z_t = \mu_t + N_t \quad (16)$$

$$(1 - B^{12}) \mu_t = 0 \quad (17)$$

Onde N_t , sendo um processo estacionário e modelado por ARMA(p, q), apresenta-se como uma componente do sinal original, definindo a igualdade na Equação (18), sendo a_t uma função de ruído branco de média zero; porém a Equação (4.39) apresenta o ruído branco com sequência de senos e cossenos, onde constantes como μ, α_j, β_j , onde $j=1,2, \dots, 6$, não são definidas ou simplesmente não se tem conhecimento de seus valores, como solução é aplicado uma diferença sazonal conforme a Equação (20), e aplicando-se a Equação (17), conforme (MORETTIN; TOLOI, 2006).

$$\phi(B)N_t = \theta(B)a_t \quad (18)$$

$$\mu_t = \mu + \sum_{j=1}^6 \left[\alpha_j \cos\left(\frac{12\pi jt}{12}\right) + \beta_j \sin\left(\frac{12\pi jt}{12}\right) \right] \quad (19)$$

$$(1 - B^{12}) Z_t = (1 - B^{12}) \mu_t + (1 - B^{12}) N_t \quad (20)$$

Em seqüência de relacionamento aplicando-se (18) em (20), obtêm-se a Equação (22), e por adequação a Equação (23), onde :

$$W_t = (1 - B^{12})Z_t \quad (21)$$

$$(1 - B^{12})Z_t = (1 - B^{12})Nt \quad (22)$$

$$\phi(B)(1 - B^{12})Z_t = \theta(B)(1 - B^{12}) \alpha_t \quad (23)$$

$$\phi(B)W_t = \theta(B)(1 - B^{12}) \alpha_t \quad (24)$$

A representação da série de energia elétrica de números convencionais reais (*crisp*) para um referente *fuzzy* e com saída novamente *crisp*, é a implementação do modelo de série temporal FSARIMA, (WANG, 1999).

As séries *fuzzy* são implementadas neste processo analítico, com as entradas de números *Crisp*, o qual está contido no universo de discurso U . Seus valores são definidos sob regras, fuzzyficação; nestes casos representadas por triângulos, e saída, defuzzyficação, pelo método centroide, para uma resposta *crisp*, (ZADEH, 1965). As variáveis linguísticas que definem as regras geram, na função de pertinência ϕA_i , valores definidos no intervalo $[0, 1]$, (WANG, 1999).

De acordo com (SADAEI et al., 2014), o desenvolvimento da série temporal $F(t, t-1) = F(t-1, t-2)$ é definida como invariante em t , caso contrário a entrada $F(t)$ será uma série de tempo variante distorcido, sendo $F(t-1)$ definida por A_i e $F(t)$ por A_j sendo definido uma Relação Lógica *Fuzzy* (RLF), onde A_i relaciona A_j para $i, j = 1, 2, 3, \dots, p$, sendo p um subintervalo, definindo A_i o lado direito e A_j o lado esquerdo da RLF, as relações entre regras podem ser agrupamento em um grupo Difuso Lógico Ordenado (FLG), colocando todos juntos no RHS da FLG, e de acordo com (EFENDI; ISMAIL; DERIS, 2015), podem ser escrito como $A_i \rightarrow A_j, A_i \rightarrow A_k, \dots, A_i \rightarrow A_p; i, j, k, p, \dots, n$ onde $n \leq T$, para todo T igual a trajetória temporal de acordo com (CARVALHO JR., 2016). A serie temporal difusa $F(t)$, que apresentam sazonalidade (FSARIMA) são des critos como uma relação de regras como deslocamento m , sendo $F(t+m) \rightarrow F(t)$, ou, $F(t) = f(t+m)$, sendo t um período sazonal, (TSENG; TZENG, 2002).

O valor que define o máximo valor da função de pertinência $\mu A_i(x)$, relacionado a regra A_i , é um subconjunto do universo de discurso U , sendo definido por $Supp(A) = \{X \subset L : \mu A_i(x) > 0\}$, sendo L um subconjunto difuso e X um conjunto compacto convexo, (BITAR et al., 2009).

O sistema de referência α - *cut* é um conjunto variante no intervalo $[0, 1]$ onde α representa o nível de referência para as regras $[A] = \{x \in L : \mu A(x) \geq \alpha\}$, sendo $\alpha > 0$, e $[A]_0$ o encerramento do valor $Supp(A)$, (WANG, 1999).

A implementação da Função de Autocorrelação Estendida *Fuzzy* (AECF) com a como conjunto de corte, é aplicado a função sazonal $W_{i,p,q} \alpha\text{-cut}$, sendo i o grau do integrador, p do regressivo e q da média móvel, (CARVALHO JR., 2016). A ativação dos conjuntos contidos no universo de discurso L , serão relacionados a cada intervalo *fuzzy*, sendo os valores desta função os elementos da série temporal *fuzzy* com $\alpha\text{-cut}$ gerados pela a série original $Z_i(t)$, onde $1 \leq i \leq m$ e $1 \leq i \leq T$, sendo m e T valores finais de cada regra *fuzzy* na Equação (4.61), onde $p = 0, 1, 2, \dots$, $q = 0, 1, 2, \dots$, $h = 0, 1, 2, \dots, r$, $b = 0, 1, 2, \dots$, para $\phi_{ap}\text{-cut}(\alpha, b)$ indica o operador com corte em especificado em α , (CARVALHO JR., 2016).

$$\begin{aligned} W_{i,p,q}^{\alpha\text{-cut}}(h, \alpha, b) &= Z_1^{\alpha\text{-cut}}(\alpha, b) - \dots \\ &\phi_1^{\alpha\text{-cut}}(\alpha, b) Z_{i-1}^{\alpha\text{-cut}}(\alpha, b) - \dots \\ &\phi_p^{\alpha\text{-cut}}(\alpha, b) Z_{i-p}^{\alpha\text{-cut}}(\alpha, b) - \dots \end{aligned} \quad (25)$$

A FUNÇÃO DE AUTOCORRELAÇÃO ESTENDIDA.

A função de autocorrelação estendida (face) foi proposta por (TSAY; TIAO, 1984) para definir de forma única os valores de p e q para dimensionamento do modelo ARMA(p,q) estacionário ou não. Conforme (MORETTIN; TOLOI, 2006), as funções de autocorrelação e autocorrelação parcial não são bons mecanismos para uma determinação precisa e com eficiência para definir os mesmos parâmetros p e q ; em (CARVALHO JR., 2016) ela é utilizada para definir p e q em um sistema FSARIMA (p, d, q)(P, D, Q)¹². Para a Equação (26) esta define como modelo ARMA estacionário para ser dimensionado pela face.

$$\begin{aligned} \rho_j &= \phi_1 \rho_{j-1} + \dots + \phi_k \rho_{j-k} + \\ &+ \gamma_{za}(j) - \dots - \theta_1 \gamma_{za}(j-1) \end{aligned} \quad (26)$$

Como o índice j do processo ρ_j é definido como $j \geq 2$, é definida uma matriz que determina os coeficientes $\phi_j(1)$, $\phi_j(2)$, $\phi_j(3)$ como no exemplo para 3 coeficientes da Equação (27).

$$\begin{vmatrix} \rho_j & \rho_{j-1} & \rho_{j-2} \\ \rho_{j+1} & \rho_j & \rho_{j-1} \\ \rho_{j+2} & \rho_{j+1} & \rho_j \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \phi_1^{(j)} \\ \phi_2^{(j)} \\ \phi_3^{(j)} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \rho_{j+1} \\ \rho_{j+2} \\ \rho_{j+3} \end{vmatrix} \quad (27)$$

Define-se que para em qualquer posição de j na Equação (28), modelo sazonal, onde este deve ser maior ou igual ao regresso que possa zerar seu índice na Equação matricial conforme em a Equação (4.65), (CRYER; CHAN, 2008).

$$W_{k,t}^{(j)} = (1 - \phi_1^{(j)}B - \dots - \phi_k^{(j)}B^k)Z_t \quad (28)$$

A Equação é redefinida para a Equação (29),

$$G_{(k)}^j \phi_{(k)}^{(j)} = P_{(k)}^j \quad (29)$$

Sendo definido $G_j, (k), P(jk)$ na forma de matriz e os coeficientes $\phi(jk)$ devem ser transpostos conforme a Equação (29), o número de elementos $\rho_{k,j}$, na Equação (30), é definida como a função de autocorrelação estendida.

$$\rho_{k,j} = \frac{\phi_{(k)}^{*(j)} G_{(k+1)}^j \phi_{(j)}^{*(j)}}{\phi_{(k)}^{*(j)} G_{(k+1)}^j \phi_{(k)}^{*(j)}} \quad (30)$$

Primeira análise, em 12, $k = p$, o processo $Wk,t(j)$, é um processo de média móvel MA (q).

$$\rho_{k,t} = \begin{cases} -\theta_q (1 + \theta_1^2 + \dots + \theta_q^2)^{-1} & , j = q \\ 0 & , j > p \end{cases} \quad (31)$$

Quando $k \geq p$, é um processo estacionário ARMA (p, q), demonstrados nas Equações (31) e (32), (CRYER; CHAN, 2008).

$$\rho_{k,t} = \begin{cases} c & , j = q + k - p \\ 0 & , j > q + k - p \end{cases} \quad (32)$$

Onde $-1 < c < 1$.

Para identificação de p e q no resultado gráfico do FACE é definido como a primeira sequência de zeros horizontal sem quebra de sequência e a diagonal em sequência de zeros sem interrupção, quando identificado o primeiro zero define ρ_0 e q_0 definindo estes valores conforme Tabela 1, conforme definida por (CRYER; CHAN, 2008).

p	q								
	0	1	2	...	$q_0 - 1$	q_0	$q_0 + 1$	$q_0 + 2$...
0	x	x	x	...	x	x	x	x	...
1	x	x	x	...	x	x	x	x	...
2	x	x	x	...	x	x	x	x	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
p_0	x	x	x	...	x	0	0	0	...
$p_0 + 1$	x	x	x	...	x	x	0	0	...
$p_0 + 2$	x	x	x	...	x	x	x	0	...
$p_0 + 3$	x	x	x	...	x	x	x	x	...
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	...

Tabela 1 – Função de Autocorrelação Estendida simplificada, para dimensionamento do preditor de uma série temporal Fuzzy de energia elétrica aplicada a demanda no Estado de Rondônia.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Portanto, para os dados de consumo de energia elétrica apresentam uma estrutura de série temporal sazonal, suscitando um recorte histórico com as características de consumo de energia elétrica do Estado de Rondônia, e neste objeto foi implementada uma metodologia de previsão por meio de modelos já sedimentados e em comparativo a um novo modelo, apresentado em Métodos de Identificação Fuzzy Para os Modelos Autorregressivos Sazonais Mediante a Função de Autocorrelação Estendida.

Dessa forma, é possível uma análise das performances dos modelos e aplicação para previsão de demanda de energia elétrica a curto prazo, 5 (cinco) dias úteis da semana, para fins de contratação de pacotes de energia elétrica junto as concessionárias distribuidoras de energia elétrica, obedecendo a legislação vigente sobre leilões e contratos de compra. No decorrer do trabalho, foram analisados os resultados de previsão de energia elétrica, pelos modelos apresentados, o modelo proposto em Sistema Fuzzy relacionado a Autocorrelação Estendida, sendo o mais satisfatório confirmado por erros de previsão em relação a demanda de energia elétrica para o Estado de Rondônia, além disso, atende a legislação sobre previsão e demanda de energia elétrica no Brasil, podendo ser aplicado em outros tipos de demandas.

REFERÊNCIAS

BITAR, S. D. et al. Expansion of isolated electrical systems in the amazon: An approach using fuzzy multi-objective mathematical programming. **Energy Policy**, Elsevier, v. 37, n. 10, p. 3899–3905, 2009.

BRASIL. **Acesso ao site em 16 de junho de 2017**. 2017. Disponível em: <http://www.ons.org.br/integracao_sin/acesso_conexao_rede.aspx>.

CARVALHO JR., J. **Métodos de identificação fuzzy para modelos autoregressivos sazonais mediante a função de autocorrelação estendida**. Tese (Doutorado)— UFPA - Universidade Federal do Pará, 2016.

Carvalho Jr., J.; Costa Jr., C. Identification method for fuzzy forecasting models of time series. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 50, p. 166–182, 2017.

CRYER, J. D.; CHAN, K. S. **Time Series Analysis, With Applications in R**. [S.I.]: Springer, 2008.

LAGO NETO, J. C. **Modelo de Previsão Fuzzy: Uma Alternativa Metodológica Para Sistemas Eletricamente Isolados na Amazônia**. Tese (Doutorado), 2011.

MORETTIN, P.; TOLOI, C. **Análise de Séries Temporais**. 2. ed. São Paulo: Edgard Blucher, 2006.

WANG, L.-X. **A course in fuzzy systems**. [S.I.]: Prentice-Hall press, USA, 1999.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and control**, Elsevier, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.