DOI: 10.48011/sbse.v1i1.2403

Metodologia para Modelagem Probabilística de Curvas de Carga de Consumidores Comerciais de Baixa Tensão

Bruna R. Lopes, Fernanda C. L. Trindade, Tiago R. Ricciardi

Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, SP
(e-mails: {lopesbru, fernanda, tiago}@dsee.fee.unicamp.br)

Abstract: Electric power distribution systems have undergone a series of changes over the years that motivated the dissemination of analysis tools used to improve planning and operation tasks. However, such tools are not effective if the loads are not properly modelled. During a research focused on the evaluation of voltage and reactive power control practices in distribution systems (which needs high-resolution load curves) it was identified that load profiles of commercial customers have not received enough attention from previous research. Therefore, this work proposes a methodology to obtain load curves with a solution of one minute to represent commercial customers that are connected to low voltage networks – medium voltage connected customers are excluded because they tend to have electronic meters. The methodology is based on a probabilistic approach involving historic data of equipment and patterns of customers behavior.

Resumo: Os sistemas de distribuição de energia elétrica sofreram uma série de mudanças ao longo dos anos que motivaram a disseminação de ferramentas de análise usadas para melhorar práticas de operação e planejamento. No entanto, tais ferramentas não são eficazes se as cargas não forem modeladas corretamente. Durante uma pesquisa focada na avaliação de práticas de controle de tensão e potência reativa em sistemas de distribuição (que necessitam de curvas de carga de alta resolução), identificou-se que os perfis de carga de clientes comerciais não receberam atenção suficiente de pesquisas anteriores. Portanto, este trabalho propõe uma metodologia para obter curvas de carga com resolução de um minuto para representar clientes comerciais conectados a redes de baixa tensão – os clientes conectados à média tensão não são considerados pois tendem a ter medidores eletrônicos. A metodologia é baseada em uma abordagem probabilística envolvendo dados históricos de equipamentos e padrões de comportamento das unidades consumidoras.

Keywords: Commercial Customer; Customer behavior; High Resolution; Probabilistic Load Curve.

Palavras-chaves: Alta Resolução; Comportamento do Consumidor; Consumidor Comercial; Curva de Carga Probabilística.

1. INTRODUÇÃO

Até recentemente, a análise dos sistemas de distribuição se limitava às redes de média tensão, porém devido ao aumento da conexão de cargas não convencionais como os veículos elétricos e a penetração de geradores distribuídos na baixa tensão (BT), o controle das grandezas como a magnitude de tensão veio acompanhado de dificuldades uma vez que nas unidades consumidoras (UCs), além de subtensão, passa a ser frequente a ocorrência de sobretensão. Entre outros fatores, as análises relacionadas à atuação de equipamentos controláveis motivaram a disseminação de ferramentas de fluxo de potência série temporal, caracterizando simulações quase-estáticas, dedicadas à análise de sistemas de distribuição de energia elétrica (Reno, 2017). Esse cenário tem elevado o interesse do setor e da academia em análises mais minuciosas e que representem em detalhes desde o ponto de atendimento aos consumidores até a conexão com a transmissão. Contudo, a efetividade de tais análises depende de fatores como a representação apropriada das cargas ao longo do tempo.

As cargas são modeladas do ponto de vista elétrico e comportamental, de acordo com o estudo a ser realizado. O modelo elétrico é tipicamente baseado em expressões matemáticas em que as variações de potência ativa e reativa ocorrem em função da tensão e da frequência no ponto de atendimento do sistema. Esse modelo apresenta diversas variações sendo que as mais utilizadas são baseadas em modelos estáticos, dinâmicos e híbridos (Visconti, 2010; Bokhari, 2013; Ricciardi, 2015).

No modelo comportamental, o aspecto mais relevante é a variação da potência (ou demanda) ao longo do tempo, que pode ocorrer devido a diversos fatores como técnicos, naturais, socioeconômicos e culturais. O modelo pode ser construído a partir de técnicas determinísticas ou probabilísticas.

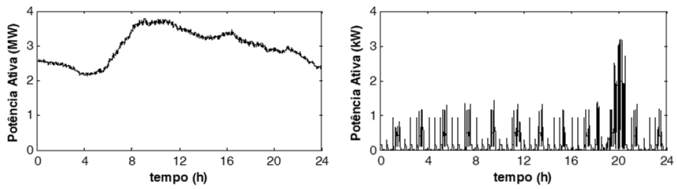
A abordagem determinística utiliza medições de potência (ou demanda) ao longo de um período representativo e de uma amostra significativa de determinada classe de consumidores, na qual as cargas podem ser caracterizadas a partir do valor médio e o desvio padrão das medidas realizadas (Figueiredo,

1994; Jardini, 2000) ou de técnicas de agregação em que a curva de carga de cada consumidor é identificada e agrupada de acordo com a semelhança entre elas (Falcão, 2001; Wang, 2016; Lin, 2017). Vale salientar que, no Brasil, atualmente apenas os consumidores de alta tensão possuem medidores com memória de massa que permite a leitura e o armazenamento diário das demandas com maior nível de detalhamento e apenas recentemente, foram instalados medidores capazes de armazenar as leituras diárias a cada 5 minutos em alguns consumidores de média tensão. Porém, os consumidores de baixa tensão tipicamente possuem um valor mensal de demanda. Para estimar a curva de carga diária dos mesmos são utilizadas as campanhas de medição (Seção 2.4) em que os dados são armazenados a cada intervalo de 5 ou 15 minutos (ANEEL, 2019). Embora os medidores inteligentes admitam dados mais discretizados, o uso desses instrumentos em todos os consumidores e com elevada resolução é inviável devido aos custos associados e à necessidade de metodologias eficientes para análise da grande quantidade de dados gerados.

Por fim, a modelagem com abordagem probabilística é uma alternativa quando os dados de medição são insuficientes ou de difícil aquisição. A metodologia utiliza os dados das Pesquisas de Posse e Hábitos de Consumo de Energia (PPHs) (Seção 2.1), que apresenta a rotina e os dados dos equipamentos presentes nas UCs, e através de métodos probabilísticos são geradas as curvas de carga do consumidor (Gastaldello, 2014; Torquato, 2014; Monteiro, 2016). Contudo, a maior parte desses modelos são aplicados à classe residencial ou são obtidos segundo o processo de agregação de consumidores com atividade ou consumo semelhante, resultando em perda de informação.

Outro aspecto importante é que para análise da atuação dos controles tradicionalmente empregados em redes de distribuição de energia elétrica, como os reguladores de tensão e bancos de capacitores, as curvas de carga dos consumidores devem possuir alto nível de discretização. Tal necessidade deve-se aos atrasos (*delays*) tipicamente ajustados nesses equipamentos, que são da ordem de segundos. Adicionalmente, quanto menor o nível de tensão, maior é a variabilidade da potência. A Fig. 1 exibe curvas de carga medidas (a) na subestação e (b) em um consumidor residencial (BT), com resolução de 1 segundo (Raggi, 2018).

Dentre os consumidores atendidos em BT, os residenciais foram modelados de forma probabilística e com resolução de 1 segundo em Torquato (2014). Porém destaca-se a escassez de trabalhos focados na modelagem de UCs comerciais de BT com resolução maior que a de campanhas de medição.



(a) (b)

Fig. 1 Curva de carga medida em (a) subestação e (b) consumidor residencial (baixa tensão).

A modelagem de UCs comerciais de BT, classificadas pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) como subgrupo B3, é dificultada por tipicamente não possuírem medidor inteligente e pela grande variedade de atividades desenvolvidas no setor.

Com base no exposto, este trabalho propõe uma metodologia para modelar curvas de carga dos consumidores comerciais conectados em BT com resolução de um minuto. A curva de carga é modelada a partir de uma abordagem probabilística baseada no histórico de comportamento e de posse de equipamentos da UC que, além de admitir uma granularidade elevada, permite gerar quantas curvas forem necessárias com determinado grau de aleatoriedade.

2. FONTE DE DADOS UTILIZADOS NA MODELAGEM

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizadas as informações extraídas das bases de dados discutidas a seguir.

2.1 Pesquisas de Posse e Hábitos de Consumo de Energia

A modelagem dos consumidores comerciais é desenvolvida a partir dos dados das Pesquisas de Posse e Hábitos de Consumo de Energia (PPH) que é uma pesquisa declaratória que descreve a relação e a rotina de uso dos equipamentos elétricos existentes no interior da UC seja ela residencial, comercial ou industrial. As informações coletadas nas PPHs são utilizadas como parâmetros para estabelecer ações com o objetivo de apoiar a formulação de políticas públicas voltadas para o uso eficiente da energia elétrica. As pesquisas são realizadas pelas distribuidoras a cada dois processos de revisão tarifária periódica onde os consumidores são escolhidos de maneira aleatória e estratificados conforme a tensão de atendimento, no qual o subgrupo B3 é segmentado por classe e por faixa de consumo médio mensal (ANEEL, 2019). Neste trabalho, foram utilizadas as PPHs realizadas em 2012 por uma concessionária brasileira, em que foram entrevistados 518 consumidores do subgrupo B3.

2.2 Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas – Ideias de negócio

O Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) é uma entidade que objetiva a capacitação e o desenvolvimento econômico das micro e pequenas empresas. As ideias de negócios disponibilizadas pela instituição oferecem uma visão geral sobre os empreendimentos e reúnem informações que auxiliam na abertura ou administração de uma atividade econômica e, para o desenvolvimento do trabalho, foram analisados os dados referentes aos equipamentos necessários para compor o estabelecimento.

2.3 Base de Dados Geográfica da Distribuidora

O escopo deste trabalho são os consumidores do subgrupo B3 que são classificadas pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) de acordo com a atividade econômica desenvolvida. Os consumidores são identificados com o código de Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAEs) na qual possui 21 seções e abrange 1.329 atividades econômicas distintas.

O método foi aplicado em duas atividades econômicas que foram escolhidas de acordo com o consumo e a representatividade que apresentam na base de dados estudada. Para a escolha das atividades foram analisadas as UCs presentes na Base de Dados Geográfica da Distribuidora (BDGD) de uma distribuidora brasileira que possui 299.837 consumidores B3 divididos em 1.091 atividades e consumiram 3.084 GWh no ano de 2017. Por representarem uma parcela significativa do consumo, para ilustrar a metodologia proposta neste trabalho, foram escolhidas as seguintes atividades: (1) *Padaria*, com 7.094 consumidores e 4,06% do consumo anual do subgrupo B3 (125 GWh); (2) *Posto de combustível*, com 2.186 consumidores e consumo anual de 2,59% do total do subgrupo B3 (80 GWh).

2.4 Campanha de Medição

As campanhas de medição foram utilizadas para comparação dos resultados e são realizadas pelas distribuidoras para levantamento de grandezas elétricas. As medidas são realizadas por medidores eletrônicos a cada revisão tarifária periódica, durante um período pré-determinado e em todas as classes consumidoras conforme estratificação determinada pela ANEEL. As informações medidas e o intervalo de tempo dos registros dependem da classe do consumidor e do tipo de estudo a ser realizado. Para a investigação foram analisadas as campanhas de 1.523 consumidores de BT de uma concessionária brasileira que são usadas para levantamento de curvas de carga, em que são disponibilizados os valores de potência ativa e reativa, em intervalos de 5 minutos.

3. METODOLOGIA PROPOSTA

A metodologia proposta é desenvolvida para gerar aleatoriamente séries temporais das curvas de carga de uma determinada atividade econômica. O método é obtido a partir de uma abordagem *bottom-up* em que são geradas curvas individuais para cada equipamento da unidade e, com a agregação das mesmas, é obtida a curva de carga final do consumidor. Para isso a metodologia é composta por duas partes principais descritas a seguir.

3.1 Composição da Unidade Consumidora

A unidade consumidora é composta pelo conjunto de equipamentos (K) e a potência correspondente (P_k). No simulador são inseridos todos os equipamentos prováveis de serem encontrados na atividade econômica e a lista de potências disponíveis no mercado para uso comercial, deste modo o algoritmo compõe o estabelecimento de acordo com a probabilidade de posse de cada equipamento, extraída com base nas PPHs correspondentes a atividade econômica modelada. Após a escolha do conjunto de equipamentos da UC, o algoritmo escolhe, de forma aleatória e com probabilidade uniforme, a potência de cada um deles a partir da relação de potências selecionadas para a atividade.

Dessa forma, para cada atividade econômica a ser modelada deve-se primeiramente levantar os dados referentes aos equipamentos prováveis de ser encontrado nas UCs e listar as potências de uso comercial disponíveis no mercado, criando um banco de dados por atividade econômica.

3.2 Curva de Carga

A curva de carga de cada equipamento k (Cc_k) é estimada de acordo com o instante em que é acionado (Pa_k), o período de tempo que permanece em uso ($tuso_k$) e a potência correspondente (P_k), conforme (1).

$$Cc_k(t) = f(Pa_k, tuso_k, P_k) \quad (1)$$

O instante em que cada equipamento é acionado, definido por uma probabilidade de acionamento (Pa_k), é uma variável aleatória que pode ser influenciada por diversos fatores. Neste trabalho, são considerados:

- *Probabilidade de Uso ($Pu_k(t)$)* é uma variável que aponta quais os horários mais prováveis que o equipamento é utilizado no dia e é obtida com base nas PPHs correspondentes à atividade econômica a ser modelada;
- *Horário de Funcionamento ($hf_i(t)$)* e *Horário de Expediente ($he_i(t)$)* são variáveis binárias extraídas das PPHs, do site do estabelecimento ou de pesquisas de campo e são diferenciadas entre dias úteis, sábados e domingos, sendo i o dia simulado;
- *Horário de Pico ($hp_i(t)$)* é uma variável que aponta a quantidade de pessoas que frequentam o estabelecimento e é baseada em navegadores de busca da internet. A quantidade de pessoas presentes na UC influencia o número de vezes que determinados equipamentos são acionados. A fim de incluir tal impacto, é inserido um fator de ponderação (*fator k_i*), conforme (2), que depende do dia da semana, i.

$$fator\ k_i(t) = hp_i/\text{média}\ hp \quad (2)$$

A Pa_k de cada equipamento é influenciada por uma ou mais variáveis, conforme (3). Assim, para modelar a curva de carga de cada equipamento deve-se categorizá-los de acordo com o processo em que estão inseridos, o setor onde são instalados ou o perfil de funcionamento.

$$Pa_k(t) = f(Pu_k(t), hf_i(t), he_i(t), fator\ k_i(t)) \quad (3)$$

O período em que o equipamento permanece em uso ($tuso_k$) é uma variável obtida com base em pesquisas de campo e pode ser especificado conforme (4).

$$t_{min} \leq tuso_k \leq t_{máx} \quad (4)$$

Para determinar os horários que o equipamento permanece ligado, o algoritmo gera um número aleatório ($n(t)$), com distribuição uniforme entre 0 e 1, a cada intervalo de tempo (Δt) e compara com a $Pa_k(t)$ do instante analisado.

- Se $Pa_k(t) \geq n(t)$ considera-se que o equipamento foi ligado, então o algoritmo escolhe o tempo em que o mesmo permanece em uso, de acordo com o especificado em $tuso_k$, e atualiza o tempo de simulação para $t = t + tuso_k$.
- Se $Pa_k(t) < n(t)$ considera-se que o equipamento está desligado, então o tempo é atualizado para $t = t + (\Delta t)$.

O procedimento descrito é apresentado na Fig. 2 e resulta em um vetor binário ($\boldsymbol{Y}_k$) que representa o período de tempo em que o equipamento permanece ligado durante um dia. Tal procedimento deve ser realizado para o conjunto de

equipamentos da UC e para 30 dias consecutivos, diferenciando entre os dias da semana.

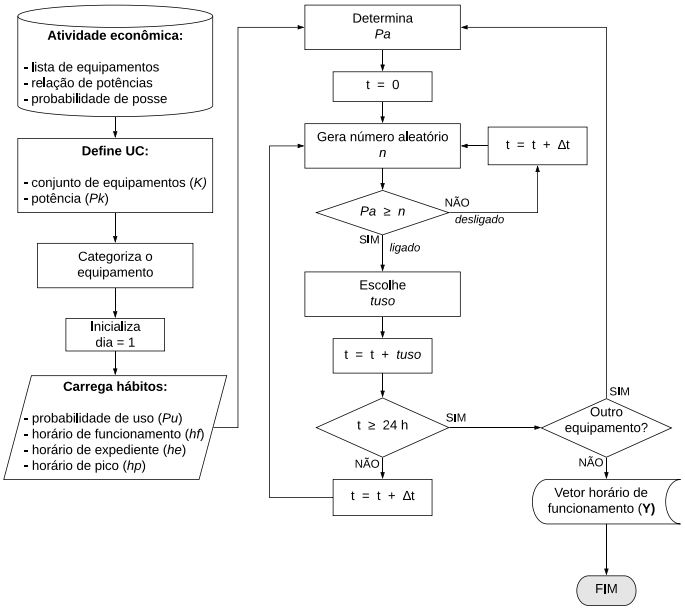


Fig. 2 Determinação do horário de funcionamento dos equipamentos.

Embora os equipamentos apresentem um perfil de consumo característico (assinatura elétrica), no qual o consumo de potência varia ao longo de sua utilização, para este trabalho, considera-se que os equipamentos possuem comportamento contínuo, ou seja, a potência é a mesma do instante em que são acionados até o momento que são desligados. Essa aproximação é aceitável, pois a UC é modelada com resolução de 1 minuto e as variações de potência durante a utilização dos equipamentos ocorrem em intervalos de segundos, não sendo significativas para modelagem apresentada neste trabalho.

Deste modo, a curva de carga de cada equipamento é obtida multiplicando o vetor do período de tempo em que permanece ligado ($\boldsymbol{Y}_k$) pela potência do mesmo (P_k), de acordo com (5).

$$Cc_k = \boldsymbol{Y}_k \cdot P_k \tag{5}$$

sendo, $\boldsymbol{Y}_k = [y1 \cdots yt] \in \{0,1\}$, $t = \{1, 2, ..., d\}$, $d = 24$ horas/Δt é a discretização e Δt é o intervalo de tempo entre as potências.

Por fim, a curva de carga diária da UC (Cc_T) é obtida pela soma das curvas individuais dos equipamentos, de acordo com (6).

$$Cc_T = \sum_{k=1}^{K} Cc_k \tag{6}$$

3.3 Aplicação da Metodologia – Consumidor Específico

A metodologia pode ser aplicada para caracterizar um consumidor em particular com objetivo de analisar a influência do mesmo em um ponto específico da rede. Para isso as informações obtidas a partir de uma pesquisa com a UC na qual se deseja modelar devem ser inseridas como dados de entrada do algoritmo, de forma que a UC é definida com os dados obtidos diretamente da pesquisa e as curvas de carga dos equipamentos e, consequentemente, da UC são determinadas conforme descrito na Seção 3.2.

4. RESULTADOS

A metodologia proposta foi aplicada para dois casos:

- *Caso 1:* os dados de entrada são obtidos a partir da análise de um grupo de consumidores com a mesma atividade econômica da UC que se deseja modelar;
- *Caso 2:* modelagem de um consumidor específico, cujos dados reais do consumidor são inseridos como dados de entrada no algoritmo.

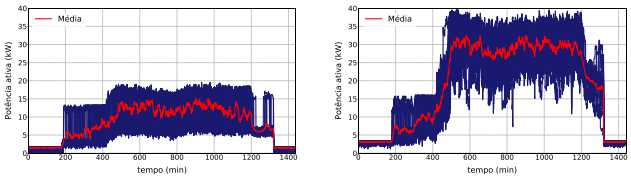
Com o objetivo de analisar a aleatoriedade no consumo da UC nos diferentes dias da semana, a metodologia foi aplicada para 30 dias consecutivos com resolução de 1 minuto. Para validação, são considerados os fatores característicos:

a. Carga instalada (kW);
b. Potência máxima ($P_{máxima}$) (kW);
c. Energia consumida (E) (kWh);
d. Potência média ($P_{média}$) (kW);

A carga instalada para os consumidores reais pode não apresentar os valores verdadeiros, exibindo um valor menor que a demanda máxima obtida na campanha de medição, neste caso é desconsiderada da análise. Os demais fatores foram calculados para cada dia modelado e das campanhas de medição e os resultados exibidos a seguir foram obtidos a partir das médias dos fatores obtidos nos dias úteis, exceto pelo fator $P_{máxima}$ que é determinado como o maior valor apresentado nos dias úteis.

4.1 Modelagem de uma Padaria

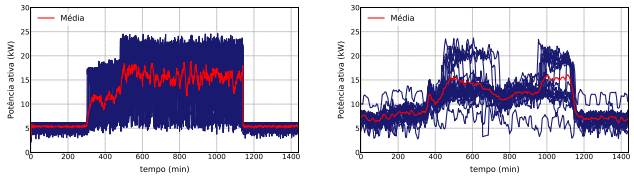
Para o caso 1 os dados de entrada foram obtidos a partir da análise de 23 PPHs e para comparação dos resultados foram estudados 45 consumidores presentes nas campanhas de medição. Inicialmente, foram modeladas duas UCs com os mesmos horários de funcionamento e de pico, porém com diferentes cargas, para analisar como a curva de carga é alterada de acordo com os equipamentos instalados na UC. A Fig. 3 exibe as curvas sobrepostas dos dias uteis obtidas a partir da metodologia em que a carga instalada em (a) é de 20 kW e (b) de 40 kW, e em vermelho a média entre ela.



(a) (b)

Fig. 3 Curvas de carga de padaria, carga inst. (a) 20 e (b) 40 kW.

Para verificar a modelagem da atividade, a metodologia foi aplicada em um consumidor presente na campanha de medição, no qual foram inseridos apenas os dados de horário de funcionamento e de pico da unidade, sendo mantidos os dados comuns à atividade como as probabilidades de posse, de uso e o tempo de uso dos equipamentos. A Fig. 4 exibe as curvas de carga obtidas a partir da (a) modelagem e (b) campanha de medição e a Tabela 1 apresenta a comparação dos fatores característicos.



(a) (b)

Fig. 4 Curva de carga caso 1, padaria (a) mod. e (b) c. medição.

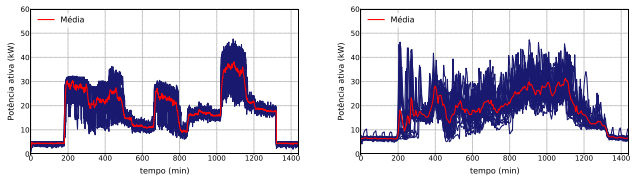
Tabela 1. Resultados para padaria, caso 1.

Fator Característico	C.M.	Modelada	Erro (%)
Carga inst. (kW)	26,0	25,8	- 4,3
$P_{máxima}$ (kW)	23,7	25,4	3,8
E (kWh)	255,3	280,6	1,7
$P_{média}$ (kW)	10,6	11,7	1,7

C.M.: Campanha de medição

Com base na Tabela 1 observa-se que mesmo com poucos dados sobre a atividade econômica para obter as probabilidades de posse e de uso (23 PPHs), as curvas de carga obtidas pela metodologia apresentam resultados satisfatórios.

Para o caso 2, a metodologia foi aplicada para modelagem de uma padaria de Campinas-SP cujos dados da pesquisa com a UC foram inseridos no algoritmo. A Fig. 5 exibe a curva (a) modelada e (b) da campanha de medição realizada com a unidade e os resultados são apresentados na Tabela 2.



(a) (b)

Fig. 5 Curva de carga caso 2, padaria (a) mod. e (b) c. de medição.

Tabela 2. Resultados para padaria, caso 2.

Fator Característico	C.M.	Modelada	Erro (%)
Carga inst. (kW)	46,0	55,1	15,4
$P_{máxima}$ (kW)	47,3	37,4	0,8
E (kWh)	418,1	425,7	0,6
$P_{média}$ (kW)	17,4	17,7	0,6

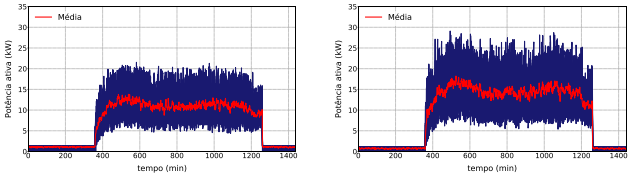
C.M.: Campanha de medição

Alguns dados como a potência e a probabilidade de uso não foram informados para todos os equipamentos da UC de modo que, para simular a unidade, foram utilizados os dados comuns à atividade. No entanto, de acordo com a Tabela 2 observa-se que mesmo utilizando os dados comuns à atividade econômica os resultados obtidos pela modelagem são próximos ao consumidor real, apresentando erro abaixo de 1%, pois neste caso foi desconsiderado o fator carga instalada.

4.2 Modelagem de um Posto de Combustível

Para o caso 1, a atividade apresentava apenas uma PPH, de forma que, para os equipamentos que não estavam presentes na PPH, foram adotados valores de posse de acordo com observações técnicas e pesquisas em campo e as probabilidades de uso foram considerados iguais para o dia todo. Os resultados foram comparados com base em curvas de carga de 6 consumidores das campanhas de medição.

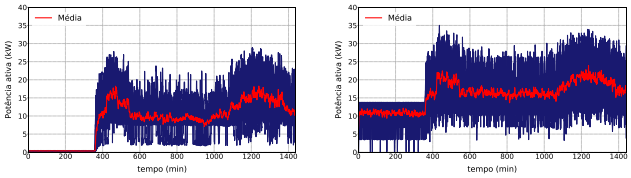
Para analisar como a curva de carga da atividade é alterada pelos equipamentos instalados na UC, foram simulados dois estabelecimentos com cargas distintas e mantidos os horários de funcionamento e de pico. A Fig. 6 apresenta as curvas de carga obtidas a partir da metodologia para carga instalada de (a) 25 e (b) 35 kW.



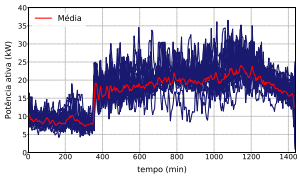
(a) (b)

Fig. 6 Curva de carga de posto de combustível, carga inst.(a) 25 e (b) 35 kW.

O caso 1 foi aplicado com os dados de horário de funcionamento e de pico de um consumidor presente na campanha de medição e a partir da análise da mesma observou-se a presença de uma carga com consumo alto e com ciclos periódicos de funcionamento. Assim, foram realizadas simulações apenas com os equipamentos característicos da atividade (Fig. 7 (a)) e com o acréscimo de uma carga incomum à atividade com perfil de consumo semelhante ao comportamento notado (Fig. 7 (b)). O resultado da campanha de medição é apresentado em Fig. 7 (c) e a Tabela 3 exibe a comparação dos resultados.



(a) (b)



(c)

Fig. 7 Curva de carga caso 1, posto de combustível (a) cargas características, (b) acréscimo de carga e (c) c. de medição.

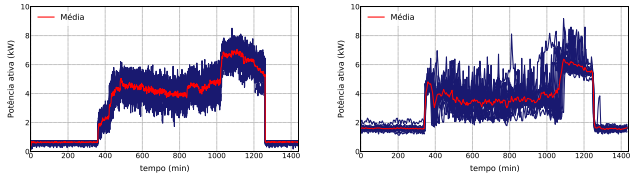
Tabela 3. Resultados para posto de combustível, caso 1.

Fator Característico	C.M.	Mod. 1	Er.(%)	Mod. 2	Er.(%)
Carga inst. (kW)	28,5	34,8	18,1	38,6	26,1
$P_{máxima}$ (kW)	36,5	30,4	- 26,3	35,0	- 4,3
E (kWh)	397,6	189,0	- 89,3	383,8	- 3,6
$P_{média}$ (kW)	16,6	7,9	- 89,3	16,0	- 3,6

C.M.: Campanha de medição

A partir dos resultados observa-se que, ao alterar o rol de equipamentos, os valores obtidos são mais próximos ao consumidor real (foi desconsiderado o fator carga instalada, pois apresenta um valor menor que a demanda máxima da campanha de medição). Dessa forma, nota-se a relevância de selecionar a relação de equipamentos e de potências adequadas para compor a atividade econômica e a importância da metodologia ao permitir a alteração dos dados de entrada de acordo com as particularidades de cada atividade.

Para o caso 2, a metodologia foi aplicada a um posto de combustível situado em Paulínia-SP, cujos dados específicos do consumidor foram inseridos como entrada e obteve-se a curva da Fig. 8 (a). A curva de carga da unidade extraída da campanha de medição é apresentada na Fig. 8 (b) e a Tabela 4 compara os resultados, segundo os fatores característicos.



(a) (b)

Fig. 8 Curva de carga caso 2, posto de combustível (a) mod. e (b) c. medição.

Tabela 4. Resultados para posto de combustível, caso 2.

Fator Característico	C.M.	Modelada	Erro (%)
Carga instalada (kW)	6,35	13,96	38,88
$P_{máxima}$ (kW)	8,59	9,94	- 4,24
E (kWh)	63,47	96,10	3,17
$P_{média}$ (kW)	2,64	4,00	3,20

C.M.: Campanha de medição

O estabelecimento não informou dados de potência para a maioria dos equipamentos de modo que, para simular a unidade foram utilizados os dados comuns à atividade econômica. Pela Fig. 8 e Tabela 4, nota-se que a curva obtida pela metodologia apresenta perfil semelhante ao consumidor particular, porém os valores de potência são distintos. Dessa forma, conclui-se que os dados de potência dos equipamentos da UC são importantes para obter melhores resultados.

5. CONCLUSÃO

Os modelos de carga são utilizados para diversos estudos do sistema elétrico, entretanto identificou-se na literatura a falta de metodologias que permitam modelar curvas de carga de elevada resolução para a representação de consumidores comerciais conectados à BT. Assim, este trabalho propôs uma metodologia para suprir esta deficiência. O modelo proposto é obtido a partir de uma abordagem probabilística com base no histórico do desempenho comportamental dos consumidores. A metodologia, composta por duas partes, cria as UC e, a partir da respectiva probabilidade de uso e da característica de funcionamento ou processo de produção de cada equipamento, gera as curvas de cargas individuais que, após serem agregadas, representam a UC. O modelo permite gerar quantas curvas forem necessárias com determinado grau de aleatoriedade e admite a alteração dos dados de entrada. Os resultados obtidos foram validados pela comparação com medições reais de potência com resolução de 5 minutos. A metodologia proposta pode ser aplicada por concessionárias para criação de base de dados de curvas para modelagem de consumidores comerciais em análises avançadas do tipo série temporal de alta resolução de sistemas de distribuição.

AGRADECIMENTOS

Este trabalho foi financiado pela CAPES, pelo CNPq (Processos 304783/2016-1 e 165672/2018-8) e pela CPFL Energia através do programa de P&D ANEEL (projeto PD-00063-3047/2018).

REFERÊNCIAS

ANEEL. (2019), Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST). Disponível em: https://www.aneel.gov.br/prodist.

Bokhari, A. et al. (2013). “Experimental determination of the ZIP coefficients for modern residential, commercial, and industrial loads”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 29(3), pp.1372-1381.

Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE). Disponível em: https://concla.ibge.gov.br /busca-online-cnae.html.

Falcão, D.M. e Henriques, H.O. (2001). “Load estimation in radial distribution systems using neural networks and fuzzy set techniques”. *IEEE PES Summer Meeting. Conference Proceedings*, Vol. 2, pp. 1002-1006.

Figueiredo, F.M.D. (1994). “Estudo sobre curvas de carga de consumidores comerciais”, Dissertação (mestrado), Universidade de São Paulo, São Paulo.

Gastaldello, D.S. e Souza, A.N. (2014). “Estudo de Curvas de Carga e a Influência de Características Sociais Econômicas e Culturais”, *Congresso Brasileiro de Automática*, CBA-2014, Belo Horizonte.

Jardini, J.A. et al. (2000). “Daily load profiles for residential, commercial and industrial low voltage consumers”, *IEEE Transactions on Power Delivery*, 15(1), pp.375-380.

Lin, J. et al. (2017). “Daily load curve forecasting using factor analysis and RBF neural network based on load segmentation”, *2017 IEEE China International Electrical and Energy Conference* (CIEEC), pp. 589-594.

Monteiro, F.A.M. (2016). “Plataforma de simulação computacional para estudos de redes de distribuição residenciais”, Dissertação (mestrado), Universidade Estadual de Campinas.

Raggi, L.M.R. (2018). “Aplicações de estimação de estados em sistemas de distribuição de energia elétrica com medidores inteligentes”, Tese (doutorado), Universidade Estadual de Campinas.

Reno, M.J. et al. (2017), “Motivation and requirements for quasi-static time series (QSTS) for distribution system analysis”, *2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting,* pp. 1-5.

Ricciardi, T.R. (2015). “Contribuições para a modelagem de cargas para análise estática e dinâmica de sistemas de energia elétrica”, Tese (doutorado), Universidade Estadual de Campinas.

SEBRAE, Ideias de Negócio. Disponível em: http://www.sebrae.com.br/sites/PortalSebrae/ideias.

Torquato, R. et al. (2014). “A Monte Carlo simulation platform for studying low voltage residential networks”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(6), pp. 2766-2776.

Visconti, I.F. (2010). “Modelos de cargas baseados em medições para simulações dinâmicas em sistemas elétricos de potência”, Dissertação (mestrado), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Wang, Y. et al. (2016). “Clustering of electricity consumption behavior dynamics toward big data applications”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(5), pp. 2437-2447.