

# Identificação de Locais Candidatos para Estações de Carregamento de Veículos Elétricos Usando Análise Geoespacial e Lógica Fuzzy

Andrés L. Sabillon, Mario A. Mejía, *Member, IEEE* and John F. Franco, *Senior Member, IEEE*

**Resumo**-- Os veículos elétricos (VEs) desempenham um papel crucial na redução da poluição ambiental em áreas urbanas, ajudando a diminuir a emissão de gases de efeito estufa e outros poluentes atmosféricos. Para promover a adoção desses veículos, é fundamental desenvolver uma infraestrutura pública de carregamento que seja conveniente e confiável para os usuários. No entanto, identificar os locais ideais para essa infraestrutura representa um desafio significativo devido à adoção variada dos VEs e às complexidades geoespaciais envolvidas no planejamento. Este artigo apresenta um método inovador que combina análise geoespacial e lógica fuzzy, utilizando uma função de pertinência triangular para identificar locais adequados para a instalação de estações de carregamento. Resultados obtidos aplicando dados geoespaciais e socioeconômicos de uma cidade brasileira de médio porte mostram uma melhoria substancial na identificação de locais estratégicos para essas estações, o que pode facilitar a adoção de VEs. A aplicação dos resultados pode orientar políticas públicas e decisões de planejamento urbano, promovendo uma infraestrutura mais eficiente e acessível para VEs.

**Palavras-chaves**-- Análise geoespacial; função de pertinência triangular; lógica fuzzy; mobilidade elétrica; planejamento de estações de carregamento de veículos elétricos.

**Abstract**-- Electric vehicles (EVs) play a crucial role in reducing environmental pollution in urban areas, helping to reduce the emission of greenhouse gases and other air pollutants. To promote the adoption of these vehicles, it is critical to develop a public charging infrastructure that is convenient and reliable for users. However, identifying the ideal locations for this infrastructure represents a significant challenge due to the varied adoption of EVs and the geospatial complexities involved in planning. This paper presents an innovative method that combines geospatial analysis and fuzzy logic, using a triangular membership function to identify suitable locations for installing charging stations. Results obtained applying geospatial and socioeconomic data from a medium-sized Brazilian city show a substantial improvement in identifying strategic locations for these stations, which can facilitate the adoption of EVs. The application of the results can guide public policies and urban planning decisions, promoting a more efficient and accessible infrastructure for EVs.

**Keywords**-- Electric mobility; geospatial analysis; fuzzy logic; electric vehicle charging station planning; triangular membership function.

## I. NOMENCLATURE

### Parâmetros

$b_m$	Limites da função de dependência triangular em relação ao centróide econômico
$d_m$	Limites da função de dependência triangular em relação ao centróide da população
$k$	Valor de corte onde ocorre a mudança na atribuição linguística do conjunto fuzzy
$l_m$	Limites da função de dependência triangular com base na robustez econômica de cada candidato
$n$	Número total de candidatos
$t_m$	Limites da função de dependência triangular em relação a rota de tráfego mais movimentada
$z_m$	Limites da função de dependência triangular com base na dependência do candidato da rede elétrica

### Variáveis

$\alpha_r$	Valor da função de dependência triangular com base na robustez econômica de cada candidato
$\beta_r$	Valor da função de dependência triangular em relação a rota de tráfego mais movimentada
$\delta_r$	Valor da função de dependência triangular com base na dependência do candidato da rede elétrica
$\theta_{i,r}$	Valor do grau de adesão de uma função triangular
$\mu_r$	Valor da função de dependência triangular em relação ao centróide da população
$\rho_r$	Valor da função de dependência triangular em relação ao centróide econômico
$\omega_i$	Peso atribuído ao critério $i$
$a$	Índice de subárea
$C_{ca}$	Capacidade econômica de cada agente
$D$	Valor final para o critério de dependência
$E$	Valor final para o critério econômico
$G$	Valor final para o critério geoespacial
$h$	Distância de cada candidato ao centróide da população
$i$	Índice de critérios
$k$	Índice percentil para todos os critérios
$N_{ca}$	Número de candidatos em cada barra
$m$	Índice de limites para funções de dependência triangular
$p$	Distância de cada candidato ao centróide da população

The work of A. L. Sabillon, M. A. Mejía, and J. F. Franco was supported in part by the Coordination for the Improvement of Higher Education Personnel (CAPES) – Finance Code 001, the Brazilian National Council for Scientific and Technological Development (CNPq), under grant 409062/2023-5, and by the São Paulo Research Foundation (FAPESP), under grants 2022/03161-4.

A. L. Sabillon, M. A. Mejía, and J. F. Franco are with the Department of Electrical Engineering, São Paulo State University (UNESP), School of Engineering, Ilha Solteira, SP, 15385-000, Brazil (e-mails: andres.sabillon@unesp.br, mario.andres@unesp.br, fredy.franco@unesp.br).

$P_k$	Valor do percentil
$q$	Valor da robustez econômica de cada candidato
$r$	Índice de conjunto nebuloso para cada função
$s$	Distância de cada candidato à rota de tráfego mais importante
$V$	Valor da pontuação final de cada candidato
$z_i$	Quantidade de candidatos presentes em cada subárea

## II. INTRODUÇÃO

Os veículos elétricos (VEs) são uma alternativa promissora para mitigar os problemas ambientais associados aos veículos movidos a combustíveis fósseis [1]. O uso de VEs representa uma estratégia crucial para reduzir a poluição atmosférica, especialmente em áreas urbanas, onde a concentração de emissões é mais aguda [2]. Diversos estudos indicam que a substituição de veículos convencionais por elétricos pode resultar em uma significativa diminuição das emissões de gases de efeito estufa e poluentes atmosféricos, contribuindo para a melhoria da qualidade do ar e, por conseguinte, para a saúde pública [3]. A transição para VEs é, portanto, uma peça-chave na luta contra a mudança climática e a degradação ambiental.

No entanto, a adoção massiva de VEs depende fortemente da disponibilidade e acessibilidade à infraestrutura pública de carregamento [4]. A instalação de estações de carregamento de VEs (ECVEs) é fundamental para facilitar a transição para uma mobilidade mais sustentável, uma vez que proporciona a conveniência necessária para os usuários e aumenta a viabilidade prática dos VEs [5]. Sem uma rede adequada de pontos de carregamento, os usuários podem hesitar em adotar a tecnologia, temendo a falta de infraestrutura e a dificuldade de carregar seus VEs [4]. Portanto, garantir a instalação de infraestrutura pública de carregamento em locais estratégicos é essencial para promover o uso de VEs.

A identificação de locais ótimos para a instalação de ECVEs é um desafio complexo, dado o caráter heterogêneo da adoção desses veículos nas áreas urbanas e as diversas condições geoespaciais que devem ser consideradas [5]. As variáveis envolvidas incluem a densidade populacional, a distribuição de VEs, a proximidade a pontos de interesse e a acessibilidade dos locais. Além disso, a variabilidade na demanda e as características específicas de cada região tornam o planejamento desta infraestrutura um processo multifacetado e desafiador. A análise geoespacial e a consideração das particularidades locais são cruciais para garantir que as ECVEs sejam distribuídas de maneira eficaz e eficiente [5].

Diversos métodos têm sido propostos na literatura para abordar a identificação de locais candidatos para ECVEs. Entre eles, destacam-se as análises de otimização baseadas em modelos matemáticos, que buscam minimizar custos e maximizar a cobertura da rede de carregamento [6]. Outras abordagens incluem o uso de técnicas de mapeamento espacial, como Sistemas de Informação Geográfica (SIG), para avaliar a adequação dos locais com base em parâmetros como densidade de população e proximidade a pontos de interesse [7]. Modelos de simulação também têm sido empregados para prever a demanda futura e otimizar a localização das estações [8]. No

entanto, essas técnicas frequentemente se deparam com limitações, como a falta de integração entre dados espaciais e socioeconômicos ou a dificuldade em capturar a variabilidade na adoção de VEs.

As principais limitações encontradas nos métodos existentes incluem a falta de consideração detalhada de critérios socioeconômicos e espaciais na determinação dos locais ideais para estações de carregamento. Muitos estudos focam predominantemente em aspectos técnicos e de otimização, negligenciando fatores como a diversidade econômica e as preferências da população local, que podem influenciar a eficácia e a aceitação da infraestrutura de carregamento. Isso pode resultar em uma alocação subótima de recursos e na subestimação das necessidades reais da comunidade. Portanto, uma abordagem mais integrada que combine análise geoespacial e lógica fuzzy pode oferecer uma solução mais precisa e adaptável para enfrentar esses desafios, garantindo uma melhor adequação da infraestrutura às características locais e às demandas dos usuários.

Este artigo propõe um método inovador baseado em análise geoespacial e lógica fuzzy para identificar locais candidatos para a instalação de EVCSs. O método visa otimizar a localização dessas estações ao integrar diferentes critérios e variáveis espaciais por meio de funções de pertinência triangular da lógica fuzzy. A abordagem proposta busca superar as limitações dos métodos tradicionais, oferecendo uma solução mais flexível e adaptável às complexidades do ambiente urbano.

As principais contribuições deste artigo incluem a introdução de um método que combina análise geoespacial e lógica fuzzy para a identificação de locais estratégicos para a instalação de infraestrutura de carregamento. A integração desses métodos oferece uma abordagem inovadora para enfrentar os desafios associados à expansão da infraestrutura de carregamento de VEs, apoiando a adoção mais ampla dessa tecnologia e contribuindo para a sustentabilidade ambiental.

O restante deste documento segue a seguinte estrutura: A seção 2 descreve o método proposto. A seção 3 apresenta os critérios usados para avaliar se um local pode ser candidato. A seção 4 explica a atribuição de graus de adesão e cálculo de valores finais por critério. A seção 5 mostra o estudo de caso e discute os resultados obtidos ao aplicar o método proposto em uma cidade brasileira de médio porte. A seção 6 resume as conclusões deste trabalho.

## III. MÉTODO PROPOSTO

O método proposto aborda a seleção de locais ótimos para a instalação de ECVEs por meio de uma abordagem multicritério desenvolvida em duas etapas. A primeira etapa envolve a aplicação da lógica fuzzy para a avaliação dos candidatos com base em três critérios principais: geoespacial, econômico e de dependência.

Para estabelecer esses critérios de avaliação, são desenvolvidas análises robustas para cada um deles, por meio da implementação de software de posicionamento e rastreamento geográfico, bem como informações de instituições

regionais e pesquisas na área de estudo.

Na segunda etapa, os resultados da avaliação para cada critério são consolidados em uma tabela que reflete a pontuação global de cada candidato.

Os valores de pertencimento obtidos das funções fuzzy são combinados e ponderados de acordo com a importância relativa de cada critério, calculada através dos pesos atribuídos previamente. Os candidatos são classificados com base em suas pontuações finais; aqueles com as pontuações mais altas são considerados os mais adequados para a instalação de estações de carga. Uma visão mais detalhada que facilita a compreensão do método proposto, desde a coleta de dados até a seleção final, é apresentada na Fig. 1.



Fig. 1 Fluxograma do método proposto.

#### IV. CRITÉRIOS DE RANQUEAMENTO DE LOCALIDADES

A literatura existente aborda o problema de diversas maneiras, incluindo métodos semelhantes aos utilizados na localização de recursos energéticos renováveis [9], métodos que aplicam a seleção de locais para agricultura biológica [10], além da adoção de programação linear inteira e lógica fuzzy aplicando funções de pertinência triangulares [11].

A abordagem proposta neste documento promove uma livre candidatura, onde qualquer entidade pode se inscrever como candidata para a instalação de ECVEs.

Cada agente que pretenda candidatar-se no mercado de ECVEs deverá atender a três critérios definidos nesta seção. Esses critérios visam equilibrar as oportunidades de todos os candidatos, além de fortalecer suas principais vantagens competitivas.

##### A. Critério Geoespacial

Sob a perspectiva de uma análise de mercado, torna-se evidente que a localização de uma ECVE deve ser escolhida estrategicamente, considerando o fluxo de VE.

O principal desafio nessa questão reside na dificuldade de aplicar essas abordagens no mundo real [12]. Considerando as abordagens na literatura, foram desenvolvidas duas funções de pertinência triangulares, classificando três conjuntos fuzzy em cada uma delas: Próximo, Médio e Longo, em relação ao centróide da população exemplificado na Fig. 2.

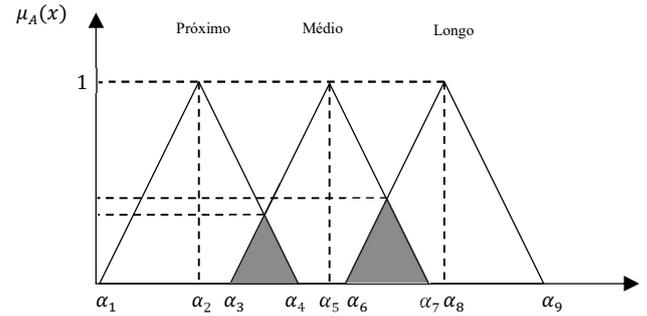


Fig. 2 Exemplo de três funções difusas de caráter triangular.

##### 1) Função de Dependência Triangular em Relação ao Centróide da População

Esta função de dependência triangular relaciona a localização de cada candidato com o centróide populacional. Seu objetivo é classificar os candidatos com base na exposição de usuários de VEs que não realizam trajetos próximos ao candidato, considerando que suas rotinas estão mais concentradas ao redor do centróide populacional [13]. A Fig. 3 ilustra a posição dos candidatos dentro da área 1 em relação ao centróide populacional.



Fig. 3 Candidatos na área 1 em relação ao centróide populacional.

Para calcular a distância da localização de cada candidato ao centróide populacional  $d_{cp}$ , e garantir o percurso mínimo, foram utilizadas diferentes ferramentas de geolocalização.

Os limites dentro dos conjuntos fuzzy são definidos através de percentis. Os percentis são calculados conforme detalhado em (1). Essa estratégia permite estabelecer os limites dos conjuntos fuzzy considerando todos os candidatos na área de estudo, proporcionando uma distribuição equitativa em relação aos limites [14].

$$P_k = \frac{k}{100} \cdot (n + 1) \quad (1)$$

O parâmetro  $k$  representa o ponto de corte onde ocorre a mudança na atribuição linguística do conjunto fuzzy, enquanto o parâmetro  $n$  representa o número total de candidatos.

O estabelecimento dos valores de distância do candidato ao centróide da população que entram no conjunto fuzzy denominado próximo são denotados em (2).

$$\mu_{\text{próximo}}(h) = \begin{cases} 1 & \text{se } h \leq d_1, \\ \frac{d_2 - h}{d_2 - d_1} & \text{se } d_1 < h \leq d_2, \\ 0 & \text{se } h > d_2 \end{cases} \quad (2)$$

O conjunto nebuloso denominado médio é calculado utilizando a função (3).

$$\mu_{\text{médio}}(h) = \begin{cases} \frac{h - d_1}{d_2 - d_1} & \text{se } d_1 \leq h \leq d_2, \\ 1 & \text{se } d_2 < h \leq d_3, \\ \frac{d_4 - h}{d_4 - d_3} & \text{se } d_3 < h \leq d_4, \\ 0 & \text{se } h < d_1 \text{ ou } h > d_4 \end{cases} \quad (3)$$

Da mesma forma, o conjunto nebuloso denominado distante é calculado por (4).

$$\mu_{\text{distante}}(h) = \begin{cases} 0 & \text{se } h \leq d_3, \\ \frac{h - d_3}{d_4 - d_3} & \text{se } d_3 < h \leq d_4, \\ 1 & \text{se } h > d_4 \end{cases} \quad (4)$$

## 2) Função de Dependência Triangular em Relação à Rota de Tráfego mais movimentada

A proximidade a vias de alto tráfego é um fator crucial na seleção de locais para ECVes [15]. A exposição a um fluxo elevado de veículos maximiza a probabilidade de recarga, além de influenciar diretamente na acessibilidade e visibilidade das estações. Para um candidato, é essencial que os usuários percebam sua estação como de fácil acesso e conveniente [16].

Um cálculo similar ao realizado em relação ao centróide populacional é desenvolvido para as distâncias entre a localização do candidato e a rota de tráfego com maior fluxo de veículos. A principal diferença é que o centróide é um ponto específico, enquanto a rota de tráfego mais movimentada se estende ao longo de uma parte da área [17].

Um exemplo ilustrativo da exposição dos candidatos pode ser observado na Fig. 4, onde a rota de tráfego de veículos com maior afluência é destacada em azul. A rota mais próxima a essa para cada candidato é realçada em vermelho e, caso exista uma rota alternativa para cada agente, esta é destacada em amarelo.

Para o cálculo da distância dos candidatos até a rota de tráfego com maior afluência, foram consideradas tanto a distância mínima nas vias principais quanto suas alternativas. Essa distância,  $d_{rt}$ , foi calculada utilizando ferramentas de geolocalização, levando em conta diferentes cenários de tráfego.

Não obstante, não é viável aplicar três funções triangulares para definir os valores linguísticos para uma via de tráfego, uma vez que essa via não é um ponto exato, como um centróide, mas pode se estender por várias partes da área de estudo.

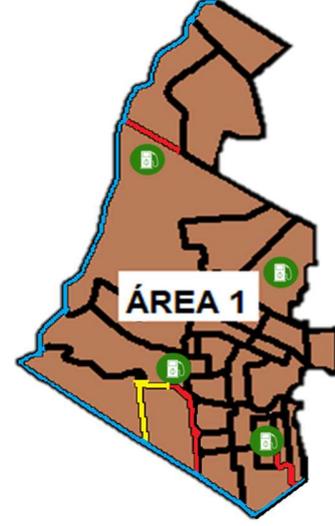


Fig. 4 Mapa de rotas de tráfego com maior tráfego na área 1.

Para representar a continuidade de uma via de tráfego e proporcionar flexibilidade na avaliação, é mais adequado utilizar uma única função triangular. Isso se deve ao fato de que os candidatos podem estar localizados em locais distantes entre si, mas ainda assim próximos à via com maior fluxo de veículos [18].

Essa atribuição de valores linguísticos por meio da aplicação de uma única função triangular é calculada na equação (5).

$$\beta_{\text{única}}(s) = \begin{cases} 0 & \text{se } s \leq t_1 \text{ ou } s \geq t_3, \\ \frac{s - t_1}{t_2 - t_1} & \text{se } t_1 < s < t_2, \\ \frac{t_3 - s}{t_3 - t_2} & \text{se } t_2 \leq s < t_3 \end{cases} \quad (5)$$

## B. Critério Econômico

Um aspecto importante para qualquer entidade que participe em um mercado público é a exposição a usuários de diferentes setores [19]. No mercado de VEs, estar próximo ao centróide econômico da região facilita o acesso a uma base de usuários com maior poder aquisitivo, o que, por sua vez, aumenta a rentabilidade das estações devido à maior exposição e, conseqüentemente, a uma demanda esperada mais elevada [20]. Outro aspecto relevante ao considerar a proximidade com o centróide econômico é que ele tende a ter uma melhor infraestrutura urbana [21], o que pode reduzir tanto os custos de investimento quanto os custos operacionais para os candidatos que se encontram próximos ou dentro de seus limites.

### 1) Função de Dependência Triangular em Relação ao Centróide Econômico

Na abordagem apresentada, a proximidade de cada candidato ao centro econômico é considerada um ponto forte, pois garante uma elevada exposição aos usuários, mesmo sem a necessidade de estar localizado próximo a uma rota de tráfego importante [22].

Uma visualização da exposição de todos os candidatos ao

centróide econômico pode ser apreciada na Fig. 5, onde somente um dos candidatos está localizado dentro do centróide econômico.

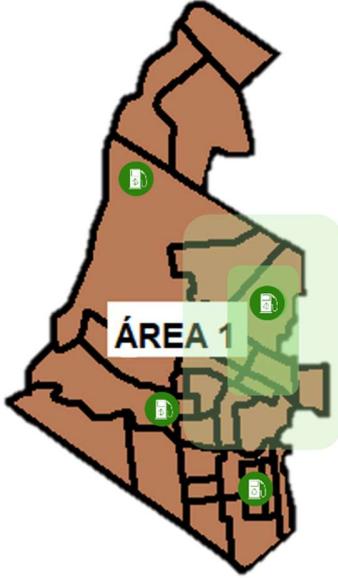


Fig. 5 Mapa da localização dos candidatos presentes na área 1 em relação ao centróide econômico.

Sob este enfoque, uma das dificuldades de se situar dentro do centróide econômico é a falta de espaço necessário para a instalação de uma ECVEs [23].

O tamanho do centróide econômico de cada subárea, neste enfoque, foi calculado utilizando ferramentas de rastreamento geoespacial e econômico, assim como a distância mínima, considerando todas as vias para cada candidato.

Para a atribuição do valor linguístico próximo, foi utilizado um cálculo semelhante ao aplicado em relação ao centróide populacional. Essa atribuição é calculada por meio de (6).

$$\rho_{\text{próximo}}(p) = \begin{cases} 1 & \text{se } p \leq b_1, \\ \frac{b_2 - p}{b_2 - b_3} & \text{se } b_1 < p \leq b_2, \\ 0 & \text{se } p > b_2 \end{cases} \quad (6)$$

Os limites estabelecidos pelos parâmetros  $b_1$  e  $b_2$ , pertencentes à função triangular, são calculados por meio da aplicação de percentis, conforme (1).

O cálculo para a atribuição de valores para os candidatos localizados a uma distância considerada média até o centróide econômico é detalhado em (7).

$$\rho_{\text{médio}}(p) = \begin{cases} \frac{p - b_1}{b_2 - b_1} & \text{se } b_1 \leq p \leq b_2, \\ 1 & \text{se } b_2 < p \leq b_3, \\ \frac{b_4 - p}{b_4 - b_3} & \text{se } b_3 < p \leq b_4, \\ 0 & \text{se } p < b_1 \text{ o } p > b_4 \end{cases} \quad (7)$$

Para os candidatos que se localizam em um intervalo de

distância considerado distante, os valores linguísticos são atribuídos utilizando (8).

$$\rho_{\text{distante}}(p) = \begin{cases} 0 & \text{se } p \leq b_3, \\ \frac{p - b_3}{b_4 - b_3} & \text{se } b_3 < p \leq b_4, \\ 1 & \text{se } p > b_4 \end{cases} \quad (8)$$

## 2) Função de dependência triangular com base na robustez econômica de cada candidato

Os altos custos na instalação de estações de carregamento e os custos de manutenção são fatores de grande preocupação para qualquer entidade interessada em se candidatar à instalação de uma ECVEs. Para cada candidato é crucial conhecer as dimensões dos investimentos e, conseqüentemente, sua posição econômica a esse respeito [24].

A instalação de uma ECVE considerada grande exige um investimento considerável, mas também proporciona uma alta remuneração econômica [25]. Em contrapartida, a instalação de uma estação considerada pequena envolve um menor risco de investimento, mas resulta em uma menor remuneração econômica.

O retorno econômico do investimento e os custos de manutenção são a principal preocupação em qualquer mercado, e no mercado de ECVEs não é diferente [26]. Essa preocupação gera a necessidade de ter uma referência quanto à robustez econômica.

Esse desafio é abordado na abordagem apresentada por meio da aplicação de três funções de dependência triangular, com as atribuições linguísticas de alto, médio e débil.

Os limites dessas funções,  $l_i$ , são definidos por parâmetros que simbolizam os preços de instalação de estações de tamanho grande, médio e pequeno.

Em contrapartida, o parâmetro  $C_{ca}$  é definido de acordo com a capacidade econômica de cada agente. A classificação linguística considerada como baixo é calculada utilizando a equação (9).

$$\alpha_{\text{baixo}}(q) = \begin{cases} 1 & \text{se } q \leq l_1, \\ \frac{q - l_1}{l_2 - l_1} & \text{se } l_1 < q < l_2, \\ \frac{l_4 - q}{l_4 - l_3} & \text{se } l_2 \leq q < l_3, \\ 0 & \text{se } q < l_3 \end{cases} \quad (9)$$

A classificação para os candidatos denominada “média” é calculada utilizando a equação (10).

$$\alpha_{\text{médio}}(q) = \begin{cases} 0 & \text{se } q \leq l_1, \\ \frac{C_{ca} - l_1}{l_2 - l_1} & \text{se } l_1 < q < l_2 \\ \frac{l_4 - q}{l_5 - l_3} & \text{se } l_2 \leq q < l_3 \\ 0 & \text{se } q < l_3 \end{cases} \quad (10)$$

Finalmente, os candidatos que têm como objetivo abranger a maior demanda deverão assumir custos mais elevados de investimento e manutenção. O cálculo para a atribuição linguística de capacidade econômica com alta robustez é desenvolvido utilizando (11).

$$\alpha_{\text{alto}}(q) = \begin{cases} 0 & \text{se } q \leq l_3, \\ \frac{q - l_3}{l_4 - l_3} & \text{se } l_3 < q < l_4 \\ \frac{l_5 - q}{l_5 - l_4} & \text{se } l_4 \leq q < l_5 \\ 1 & \text{se } q < l_5 \end{cases} \quad (11)$$

### C. Critério de Dependência

Manter a estabilidade da rede elétrica é crucial para garantir a eficiência do sistema. Em sistemas existentes, é essencial a correta distribuição de ECVEs para assegurar que os usuários possam abastecer-se de maneira eficiente.

Nesse contexto, as entidades que desejam se candidatar para a instalação de estações de recarga devem considerar o reforço da rede, se necessário. Dado que reforçar uma rede existente envolve um alto investimento econômico, que muitas vezes pode ser inviável ou de baixa rentabilidade, uma abordagem colaborativa teria resultados mais favoráveis para todos os candidatos que se beneficiariam de um possível reforço [27].

Para superar esse desafio, considera-se a análise de um critério de dependência para todos os candidatos. Esse critério avalia como a localização de cada candidato na rede influencia os custos associados ao reforço e manutenção da rede.

Uma alta densidade de candidatos em uma mesma barra ou em barras subsequentes pode reduzir significativamente o custo por agente [28], já que o custo de reforço é distribuído entre mais usuários.

Dessa forma, os candidatos situados em áreas com maior densidade de VEs recebem uma classificação mais alta neste critério, evidenciando sua capacidade de contribuir de maneira eficiente para o sistema elétrico e de compartilhar os custos de forma mais equitativa.

Para atribuir valores linguísticos na avaliação da viabilidade de um candidato com relação à sua posição na rede elétrica, foi desenvolvida uma função de dependência triangular, cujos limites são definidos pelos parâmetros  $z_i$ , que representam a quantidade mínima, média e alta de candidatos presentes em cada subárea. Por outro lado, o parâmetro  $N_{ca}$  simboliza o número de candidatos em uma barra.

Cabe ressaltar que a aplicação de uma ou três funções triangulares dependerá do tamanho da área de estudo. Quanto maior a área de estudo, maior será o número de candidatos presentes e, conseqüentemente, será necessária uma análise de sensibilidade mais detalhada.

### 1) Função de Dependência Triangular com Base na Dependência do Candidato da Rede Elétrica

O cálculo para a atribuição linguística do critério de dependência é detalhado na equação (12).

$$\delta_{\text{dependência}}(N_{ca}) = \begin{cases} 0 & \text{se } N_{ca} \leq z_1 \\ \frac{N_{ca} - z_1}{z_2 - z_1} & \text{se } z_1 < N_{ca} \leq z_2 \\ 1 & \text{se } z_2 < N_{ca} \leq z_3 \\ \frac{z_3 - N_{ca}}{z_3 - z_2} & \text{se } z_2 < N_{ca} \leq z_3 \\ 0 & \text{se } N_{ca} > z_3 \end{cases} \quad (12)$$

### V. ATRIBUIÇÃO DE GRAUS DE ADESÃO E CÁLCULO DE VALORES FINAIS POR CRITÉRIO

De acordo com Papathanasiou et al. 2018 [29], o método de escala linear é a melhor opção para distribuir igualmente os graus de adesão entre todas as funções triangulares dentro de uma função de dependência; sendo os graus de adesão de uma função triangular detalhados pelo parâmetro  $\theta_{i,j}$ , para todos os  $i$  critérios e  $r$  funções de pertinência.

O cálculo do valor final para o critério geoespacial é detalhado em (13).

$$G = \mu_r \cdot \theta_{g,\mu} + \beta_r \cdot \theta_{g,\beta} \quad (13)$$

Sendo está uma somatória dos valores obtidos em relação aos graus de pertencimento para cada função fuzzy.

Para o critério econômico, o valor final é calculado por meio de (14).

$$E = \rho_r \cdot \theta_{e,\rho} + \alpha_r \cdot \theta_{e,\alpha} \quad (14)$$

O critério de dependência, por outro lado, contém uma única função de dependência, sendo seu valor final obtido por meio de (15).

$$D = \delta_r \cdot \theta_{d,\delta} \quad (15)$$

Devido à variação na relevância dos critérios, é essencial a atribuição de valores diferenciados para cada um deles. No método implementado, é proposta a atribuição de valores com base na importância relativa de cada critério, considerando fatores prioritários em diferentes cenários [30].

O cálculo da pontuação final de cada um dos candidatos é detalhado em (16), considerando uma soma da relação entre os valores finais obtidos em cada critério e o peso atribuído a cada um deles.

$$V = (\omega_i \cdot G) + (\omega_i \cdot E) + (\omega_i \cdot D) \quad (16)$$

### VI. CASO DE ESTUDO

O método proposto foi testado usando informações socioeconômicas da população da cidade de Presidente Prudente, SP, Brasil. A área urbana dessa cidade foi dividida em 8 áreas, dentro das quais foram identificados candidatos com base em entidades que cumpram os critérios acima

mencionados e possuam infraestruturas existentes para instalação de ECVes. como ilustrado na Fig. 6.

Uma análise geoespacial desenvolvida a partir da consideração da relação entre os fatores de densidade populacional e distância entre as áreas estudadas ilustrado na Fig. 7.

Além disso foi desenvolvida uma análise do tráfego de veículos e rastreamento do rotas importantes nos horários de maior movimentação veicular, monitorados em tempo real por meio de software de rastreamento e GPS. como mostrado na Fig. 8.

Por outro lado, a análise socioeconômica com base em informações e relatórios de crescimento econômico de entidades estatais da região resultou na localização dos centroides populacionais, centroides econômicos como ilustrado na Fig. 9.

*A. Resultados*

Na avaliação dos critérios estabelecidos, um total de 26 entidades se candidatou. Destas, 9 se destacaram ao obter as melhores pontuações, indicando sua maior adequação para a instalação de ECVes. Esses resultados são apresentados na Fig. 10 e fornecem uma base sólida para as conclusões derivadas do método proposto.

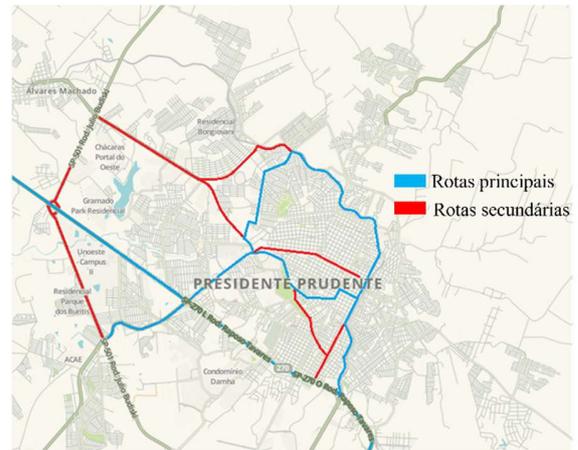


Fig. 8 Mapa de rotas mais importantes de Presidente Prudente

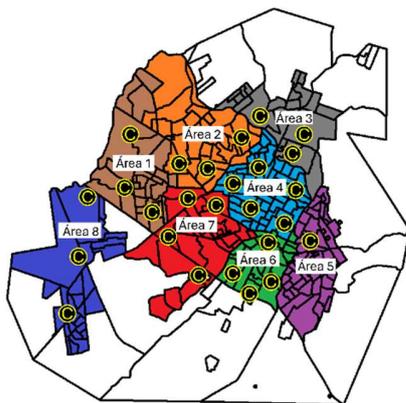


Fig. 6 Mapa da cidade do Presidente Prudente.

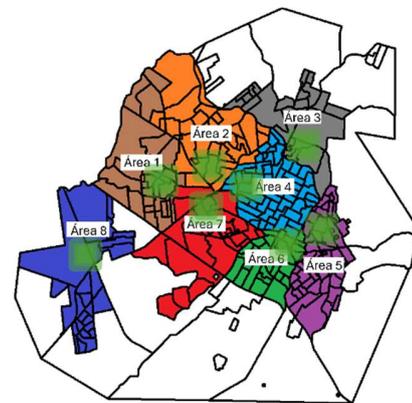


Fig. 9 Mapa dos centroides econômicos de cada subárea de Presidente Prudente.

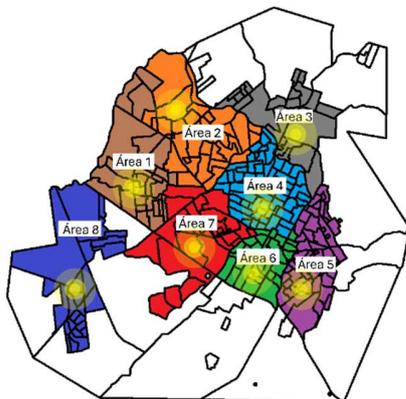


Fig. 7 Mapa dos centroides populacionais de cada subárea de Presidente Prudente.

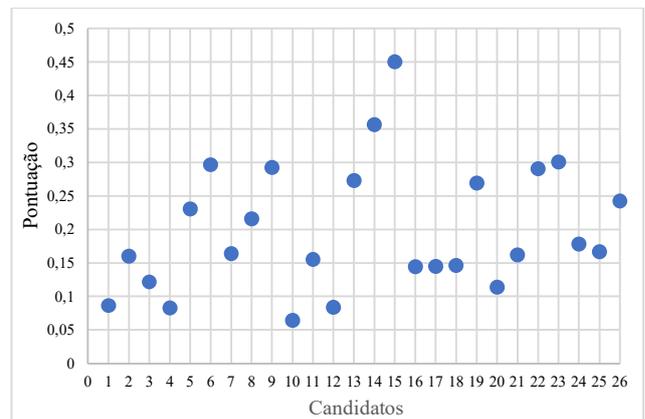


Fig. 10 Resultados dos candidatos.

A Fig. 11 apresenta um mapa de calor para cada um dos critérios avaliados: geoespacial, econômico e de dependência. Esses mapas de calor ilustram a distribuição e a intensidade dos valores atribuídos a cada candidato dentro de suas respectivas áreas. Ao analisar as áreas com maior concentração de cores intensas, é possível identificar os candidatos que se destacam em cada critério, facilitando a visualização das zonas mais favoráveis para a instalação de ECVes.

Candidato	Área	Critério Geoespacial	Critério Econômico	Critério de dependência	Pontuação
2	1				
3					
1					
6	2				
5					
4					
9	3				
8					
7					
14	4				
13					
11					
12					
10	5				
15					
19					
16	6				
17					
18					
23	7				
22					
21					
20					
26	8				
25					
24					

Escala de intensidade verde de muito baixa a muito alta

Fig. 11 Mapa de calor dos critérios avaliados

A Fig. 12 destaca os candidatos com melhor pontuação no mapa da área de estudo. Esses candidatos estão localizados em zonas estrategicamente posicionadas, onde se combinam de maneira ideal os fatores geoespaciais, econômicos e de dependência. A concentração de pontuações altas nessas áreas sugere uma maior viabilidade para a instalação de estações de carregamento, tornando-as as opções mais promissoras para atender à demanda de VEs na região analisada.

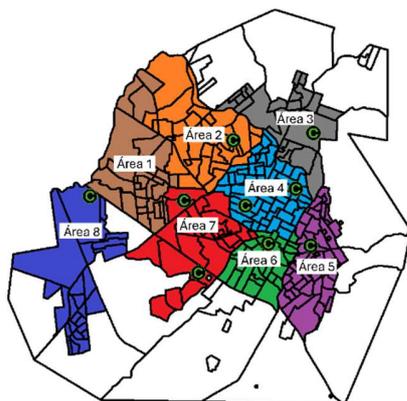


Fig. 12 Candidatos com melhor pontuação de cada área.

### VII. CONCLUSÕES

Foi apresentado um método inovador para a identificação de locais candidatos para a instalação de estações de carregamento de veículos elétricos (ECVEs), usando análise geoespacial e lógica fuzzy. O método baseou-se na utilização da função de

pertinência triangular, uma técnica robusta para avaliar e classificar a adequação dos locais disponíveis.

A função de pertinência triangular permitiu uma avaliação mais flexível e precisa das variáveis envolvidas, proporcionando uma classificação mais refinada dos locais com base em múltiplos critérios imprecisos ou incertos. A integração desses métodos possibilitou a identificação de locais que, com alta probabilidade, atenderiam à demanda crescente por ECVE, promovendo a expansão eficiente da infraestrutura necessária para suportar o aumento da frota de veículos elétricos (VEs).

A importância e relevância dos resultados obtidos são notáveis em vários aspectos. Primeiramente, a aplicação da análise geoespacial e da lógica fuzzy proporciona uma abordagem mais integrada e adaptativa, permitindo a consideração de múltiplos fatores que influenciam a adequação dos locais. Isso resulta em uma alocação mais estratégica e eficiente dos recursos para a instalação de ECVEs, o que pode acelerar a adoção de VEs e contribuir significativamente para a redução das emissões de carbono. Além disso, a metodologia proposta pode ser utilizada como base para políticas públicas e decisões empresariais, facilitando a criação de redes de carregamento que atendam de forma equitativa às necessidades dos usuários e otimizem o uso da infraestrutura existente. A análise detalhada das variáveis e a modelagem fuzzy aprimoram a capacidade de adaptação a cenários futuros e variáveis, tornando os resultados altamente relevantes para o planejamento urbano sustentável e a transição para uma mobilidade mais verde.

No entanto, o estudo apresenta algumas limitações que devem ser consideradas. Primeiramente, a precisão dos resultados depende fortemente da qualidade e da atualidade dos dados espaciais utilizados. Dados desatualizados ou imprecisos podem comprometer a eficácia da análise e a confiabilidade dos locais identificados. Além disso, o método não leva em conta variáveis dinâmicas que possam afetar a demanda por estações de carregamento ao longo do tempo, como mudanças nas políticas públicas ou inovações tecnológicas. As condições locais específicas e as preferências dos usuários também não foram totalmente incorporadas, o que pode limitar a aplicabilidade dos resultados em contextos variados.

Para trabalhos futuros, recomenda-se a exploração de várias direções de pesquisa. Uma abordagem seria a integração de dados dinâmicos e em tempo real, permitindo uma adaptação mais ágil às mudanças nas condições e nas necessidades dos usuários. Além disso, seria proveitoso expandir a metodologia para incluir uma análise mais detalhada das preferências dos usuários e das condições locais específicas, para refinar ainda mais a identificação de locais. A aplicação de técnicas de aprendizado de máquina para otimizar a função de pertinência e melhorar a precisão da modelagem fuzzy também pode representar um avanço significativo. Estudos comparativos entre diferentes métodos e a realização de testes práticos em campo contribuirão para validar e aprimorar a abordagem proposta.

### VIII. REFERÊNCIAS

[1] H. J. Anderson, "The environmental benefits of electric vehicles: a comprehensive review," J Clean Prod, vol. 256, no. 1, pp. 1–12, Jan. 2020.

- [2] M. R. Brown and L. S. Green, "Air quality improvement from the adoption of electric vehicles in urban areas," *Environ Sci Technol*, vol. 54, no. 3, pp. 2345–2356, Mar. 2020.
- [3] T. Y. Chen, M. S. Nourbakhsh, B. Sturmberg, and H. Pota, "Impact of electric vehicle adoption on greenhouse gas emissions and public health," *Sustain Cities Soc*, vol. 52, no. 1, pp. 101–110, Jul. 2020.
- [4] J. K. Davis and P. L. Edwards, "Infrastructure needs for electric vehicles: a review of charging station deployment," *Energy Policy*, vol. 138, no. 1, pp. 111–123, Jul. 2021.
- [5] Q. L. Fong and R. H. Nguyen, "Spatial optimization for electric vehicle charging stations: A review of methods and techniques," *J Urban Plan Dev*, vol. 147, no. 2, pp. 0402–1023, Jun. 2021.
- [6] S. P. Gupta, "Optimization models for electric vehicle charging station placement: A case study," *Operations Research Perspectives*, vol. 8, no. 1, pp. 100–115, Sep. 2021.
- [7] J. H. Kim and M. A. Larson, "Using geographic information systems for electric vehicle charging infrastructure planning," *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 35, no. 4, pp. 732–748, Apr. 2021.
- [8] R. N. Smith, "Predictive models for electric vehicle charging demand and optimal station location," *Transp Res Part C Emerg Technol*, vol. 132, no. 1, pp. 103–120, Feb. 2022.
- [9] N. Y. Aydin, E. Kentel, and H. Sebnem Duzgun, "GIS-based site selection methodology for hybrid renewable energy systems: A case study from western Turkey," *Energy Convers Manag*, vol. 70, pp. 90–106, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.enconman.2013.02.004.
- [10] A. Karaşan, İ. Kaya, and M. Erdoğan, "Location selection of electric vehicles charging stations by using a fuzzy MCDM method: a case study in Turkey," *Neural Comput Appl*, vol. 32, no. 9, pp. 4553–4574, May 2020, doi: 10.1007/s00521-018-3752-2.
- [11] Y. Wan, W. Cao, and L. Wang, "A Prediction Method for EV Charging Load Based on Fuzzy Inference Algorithm," in 2019 Chinese Control Conference (CCC), IEEE, Jul. 2019, pp. 2803–2808. doi: 10.23919/ChiCC.2019.8865243.
- [12] P. Garcia-Trivino, L. M. Fernandez-Ramirez, J. P. Torreglosa, and F. Jurado, "Fuzzy logic control for an electric vehicles fast charging station," in 2016 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM), IEEE, Jun. 2016, pp. 1099–1103. doi: 10.1109/SPEEDAM.2016.7525924.
- [13] A. K. Karmaker and Md. Raju Ahmed, "Fuzzy Logic based Optimization for Electric Vehicle Charging Station in Bangladesh," in 2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT), IEEE, May 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934804.
- [14] J. Guo, "New Method of Energy Charging Station Site Selection based on Fuzzy Evaluation," in 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC), IEEE, May 2021, pp. 3896–3901. doi: 10.1109/CCDC52312.2021.9602229.
- [15] A. Yandulskii, O. Kurson, A. Bosak, S. Kondratiev, and A. Kuznietsov, "Improvement of Electric Charging Station Efficiency using situation-dependent Fuzzy Algorithms," in 2018 IEEE International Conference on Electrical Systems for Aircraft, Railway, Ship Propulsion and Road Vehicles & International Transportation Electrification Conference (ESARS-ITEC), IEEE, Nov. 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/ESARS-ITEC.2018.8607378.
- [16] S. Wang, Y. Xiang, H. Hu, J. Tong, C. Tang, and Z. Tian, "Fuzzy Classification Based Charging Route Planning for Massive Electric Vehicles Considering Traffic Congestion," in 2023 Panda Forum on Power and Energy (PandaFPE), IEEE, Apr. 2023, pp. 1547–1551. doi: 10.1109/PandaFPE57779.2023.10141104.
- [17] L. Guang and Z. Chengbi, "Location planning of charging station for electric vehicle based on urban traffic flow," in 2016 China International Conference on Electricity Distribution (CICED), IEEE, Aug. 2016, pp. 1–5. doi: 10.1109/CICED.2016.7576083.
- [18] J. Feng, S. X. Xu, and M. Li, "A novel multi-criteria decision-making method for selecting the site of an electric-vehicle charging station from a sustainable perspective," *Sustain Cities Soc*, vol. 65, p. 102623, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.scs.2020.102623.
- [19] M. S. Nourbakhsh, M. H. Manshaei, M. A. Rahman, and W. Saad, "Electric vehicle consumption markets: An economic analysis," in 2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), IEEE, Dec. 2016, pp. 906–910. doi: 10.1109/GlobalSIP.2016.7905974.
- [20] P. Kumar and H. K. Channi, "Optimal Site Selection and Economic Scheduling of Electric Vehicle Charging Station using HOMER: A Case Study of TOHANA, Haryana," in 2024 Fourth International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT), IEEE, Jan. 2024, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICAECT60202.2024.10469488.
- [21] A. K. Karmaker, B. Sturmberg, S. Behrens, M. J. Hossain, and H. Pota, "Characterizing Electric Vehicle Plug-in Behaviors Using Customer Classification Approach," in 2023 IEEE International Conference on Energy Technologies for Future Grids (ETFG), IEEE, Dec. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/ETFG55873.2023.10407344.
- [22] V. Praveen, K. Kousalya, and K. R. Prasanna Kumar, "A nearest centroid classifier based clustering algorithm for solving vehicle routing problem," in 2016 2nd International Conference on Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics (AEEICB), IEEE, Feb. 2016, pp. 414–419. doi: 10.1109/AEEICB.2016.7538321.
- [23] I. Morro-Mello, A. Padilha-Feltrin, J. D. Melo, and A. Calviño, "Fast charging stations placement methodology for electric taxis in urban zones," *Energy*, vol. 188, p. 116032, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.energy.2019.116032.
- [24] Z. Zhao, M. Xu, and C. K. M. Lee, "Capacity Planning for an Electric Vehicle Charging Station Considering Fuzzy Quality of Service and Multiple Charging Options," *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 70, no. 12, pp. 12529–12541, Dec. 2021, doi: 10.1109/TVT.2021.3121440.
- [25] J. Guo, "New Method of Energy Charging Station Site Selection based on Fuzzy Evaluation," in 2021 33rd Chinese Control and Decision Conference (CCDC), IEEE, May 2021, pp. 3896–3901. doi: 10.1109/CCDC52312.2021.9602229.
- [26] A. K. Karmaker and Md. Raju Ahmed, "Fuzzy Logic based Optimization for Electric Vehicle Charging Station in Bangladesh," in 2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT), IEEE, May 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICASERT.2019.8934804.
- [27] Ö. Kaya, A. Tortum, K. D. Alemdar, and M. Y. Çodur, "Site selection for EVCS in Istanbul by GIS and multi-criteria decision-making," *Transp Res D Transp Environ*, vol. 80, p. 102271, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.trd.2020.102271.
- [28] Z. Zhao, M. Xu, and C. K. M. Lee, "Capacity Planning for an Electric Vehicle Charging Station Considering Fuzzy Quality of Service and Multiple Charging Options," *IEEE Trans Veh Technol*, vol. 70, no. 12, pp. 12529–12541, Dec. 2021, doi: 10.1109/TVT.2021.3121440.

- [29] J. Papathanasiou and N. Ploskas, *Multiple Criteria Decision Aid*, vol. 136. Cham: Springer International Publishing, 2018. doi: 10.1007/978-3-319-91648-4.
- [30] J. Figueira, S. Greco, and M. Ehrogott, *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys*, vol. 78. New York, NY: Springer New York, 2005. doi: 10.1007/b100605.

## IX. BIBLIOGRAFIAS



**Andrés L. Sabillon** received the B.S. degree in electrical engineering from the University Nacional Autónoma de Honduras, Cortes, in 2021. He has a degree in project management from the Monterrey Institute of Technology and Higher Education in 2022 and is currently pursuing a master's degree at the São Paulo State University Júlio de Mesquita Filho. His current research interests include electric vehicles, power systems planning and management.



**Mario A. Mejía** (Member, IEEE) received the B.S. degree in electrical engineering from the Technological University of Pereira, Risaralda, Colombia, in 2014, and the M.S. and Ph.D. degrees in electrical engineering, from São Paulo State University, Ilha Solteira, Brazil, in 2016 and 2021, respectively. From 2019 to 2020, he was a Visiting Student with the Universidad de Castilla-La Mancha, Ciudad Real, Spain. He is currently a Postdoctoral Researcher with São Paulo State University. His current research interests include the development of methods for the optimization, planning, and control of electrical power systems.



**John F. Franco** (Senior Member, IEEE) received the B.Sc. and M.Sc. degrees in electrical engineering from the Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, Colombia, in 2004 and 2006, respectively, and the Ph.D. degree in electrical engineering from São Paulo State University (UNESP), Ilha Solteira, Brazil, in 2012. He is currently a Professor with UNESP. His research interests include the development of methods for the optimization, planning, and control of electrical power systems.