Previsão de Consumo Energético em Prédio Comercial Utilizando IoT e Dados Climáticos

Kauan Alves Batista RM: 555082

Ana Carolina Martins RM: 555762

Lancelot Chagas RM: 554707

1. Introdução

A crise climática representa um dos maiores desafios do século XXI. Segundo a World MeteorologicalOrganization, 2019 foi o segundo ano mais quente já registrado. Como reflexo do aquecimento global, cresce rapidamente a demanda por refrigeração em ambientes internos.

Atualmente, aparelhos de ar-condicionado e ventiladores representam cerca de 20% do consumo global de eletricidade, e essa demanda deve triplicar até 2050, de acordo com a International Energy Agency. Diante disso, torna-se fundamental o gerenciamento inteligente e eficiente do consumo energético em prédios comerciais para a redução de custos e emissões de carbono.

2. Objetivo do Projeto

Este projeto tem como objetivo desenvolver um sistema inteligente capaz de prever o consumo horário de energia de um prédio comercial, utilizando dados coletados por sensores IoT e informações meteorológicas obtidas por meio de APIs. A previsão será realizada com técnicas de aprendizado de máquina (machine learning) e aprendizado profundo (deep learning), avaliando o impacto de variáveis climáticas no consumo energético

3. Justificativa

A previsibilidade do consumo energético permite:

- Redução de desperdícios e custos operacionais;
- Planejamento estratégico do uso de energia;
- Contribuição para a sustentabilidade e redução da pegada de carbono;
- Automatização de sistemas de controle em prédios inteligentes.

Além disso, esse tipo de solução está alinhado aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) 9, 10 e 11, que tratam de inovação, redução das desigualdades e cidades sustentáveis.

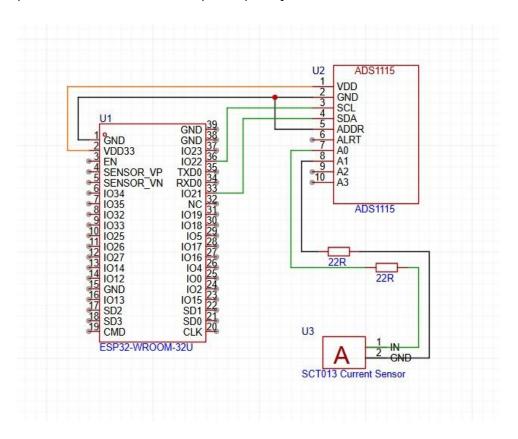


4. Fundamentação Teórica

O projeto integra três áreas principais: **Internet das Coisas (IoT)**, **aprendizado de máquina** e **automação com sensores**.

Sensoriamento IoT

O sistema utiliza o sensor de corrente SCT-013, que é um transformador de corrente não invasivo, ideal para medir consumo elétrico em tempo real. Para converter os sinais analógicos para digitais, é usado o ADS1115, um conversor ADC de alta precisão (16 bits), que permite leitura diferencial entre canais. O microcontrolador utilizado é o ESP32 WROOM Devkit 32u, que oferece conectividade Wi-Fi e poder de processamento suficiente para aplicações embarcadas.



Aprendizado de Máquina

Na modelagem preditiva, serão testados:

- Modelos de Gradient Boosting: XGBoost e LightGBM;
- Redes Neurais Recorrentes (LSTM) para séries temporais;
- Uso de variáveis climáticas (ex: temperatura) e informações de calendário como entradas para os modelos.

Para avaliação do modelo, será utilizada a métrica RMSE (Root Mean Squared Error). O método SHAP (SHapley Additive exPlanations) será utilizado para interpretar a contribuição de cada variável no resultado da predição.

5. Metodologia

Coleta de Dados

O sistema é composto por:

- Sensor SCT-013: Captura de corrente alternada do sistema elétrico;
- Resistor de carga de 22Ω: Conversão de corrente para tensão;
- Conversor ADS1115: Leitura precisa da tensão gerada;
- ESP32: Processamento local e envio dos dados via serial ou Wi-Fi.

As leituras são feitas a cada segundo, com 1000 amostras por ciclo, e o cálculo de corrente é feito com base na média quadrática (RMS). Os dados climáticos serão integrados posteriormente via API (por exemplo, OpenWeatherMap ou INMET).

Estrutura dos Dados

As variáveis de entrada incluem:

- Temperatura observada (histórica);
- Temperatura prevista (horária);
- Informações temporais (dia da semana, feriado, horário comercial).

A variável alvo será a série temporal do consumo energético horário.

6. Decisões de Projeto

As decisões principais incluem:

- Uso do ESP32: Pela conectividade Wi-Fi e baixo custo;
- Uso do ADS1115: Pela resolução de 16 bits e capacidade de leitura diferencial;
- Sensor SCT-013: Por sua segurança e facilidade de uso não invasivo;
- Modelos baseados em árvore (XGBoost) primeiro, por serem interpretáveis;
- LSTM será testado após avaliação da importância das variáveis.

7. Resultados Esperados

Com a implementação completa do sistema, espera-se:

• Um modelo preditivo robusto, com RMSE baixo;

- Identificação de padrões sazonais e climáticos no consumo;
- Redução do desperdício energético em prédios comerciais;
- Um sistema escalável para diferentes tipos de edifícios;
- Possibilidade de futura automação do sistema com base nas previsões.

8. Referências Bibliográficas

- International Energy Agency. The Future of Cooling. 2018.
- World Meteorological Organization. State of the Global Climate. 2019.
- Ribeiro, Bruno et al. Internet das Coisas Aplicada à Energia. 2021.
- Lundberg, Scott M. and Su-In Lee. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. NIPS 2017.
- Documentação Técnica SCT013, ADS1115, ESP32.