

OTIMIZADOR DE CONSUMO ENERGÉTICO - ANÁLISE PREDITIVA 2024

Resumo Executivo

- Resultado Chave:** O modelo preditivo (V4: XGBoost-Only) alcançou um **Erro Percentual Médio (MAPE) de 6.70%** no agregado global, com todas as regiões apresentando erro de um dígito.
- Descoberta Principal:** O consumo é impulsionado por **1) População** (correlação de 0.96) e **2) Clima Regional**, que possui um impacto não-linear (ex: frio aumenta o consumo no Sul, calor aumenta no Sudeste).
- Descoberta NLP:** Um pipeline de NLP foi desenvolvido para monitorar notícias em tempo real. Ele filtrou 100 artigos e identificou **6 eventos relevantes** (ex: alertas do Inmet), fornecendo contexto qualitativo para os picos de demanda.
- Recomendação:** Implementar o modelo XGBoost treinado por região para otimizar o planejamento de despacho de carga diário, usando os alertas de NLP para validar picos de erro do modelo.

Metodologia

- Dados Quantitativos (ML):** Três fontes de dados foram combinadas:
 - consumo_historico_por_regiao.csv (Consumo)
 - crescimento_populacional_regioes_2020_2024.csv (População)
 - medias_temperatura_umidade_2024.csv (Clima)
- Dados Qualitativos (NLP):** Coleta em tempo real via API de Notícias (NewsAPI), filtrada por palavras-chave (apagão, onda de calor, ANEEL, etc.).
- Algoritmo Preditivo (ML): XGBoost Regressor (Modelo V4).** Modelos híbridos (Prophet+XGBoost) foram testados (V1-V3) e descartados devido à instabilidade (MAPE > 1000%).
- Algoritmo de Contexto (NLP): spaCy (pt_core_news_lg)** para Classificação de Tema e Extração de Entidades (NER).

Performance Detalhada do Modelo (ML)

A tabela abaixo detalha o erro (MAPE) do modelo final (V4) no período de teste:

Região	Erro Médio (MAPE)	Erro Médio (MAE)	Insight Chave do Modelo
Nordeste	5.04 %	410.73 MWm	Previsão altamente precisa.

Norte	5.54 %	219.38 MWm	Performance excelente.
Sudeste/CO	7.38 %	1649.37 MWm	Bom resultado, capturou o "efeito ar-condicionado".
Sul	8.85 %	605.41 MWm	Bom resultado, capturou o "efeito aquecedor".
GLOBAL	6.70 %	721.22 MWm	Performance validada.

Análise Qualitativa (NLP)

O pipeline de NLP foi executado (src/data_collection.py + nlp_analysis.ipynb) para fornecer contexto aos dados.

- **Resultados da Coleta:** 100 notícias coletadas da API.
- **Resultados da Filtragem (NLP):** 94% dos artigos foram classificados como "Outros" (ruído, ex: futebol) e removidos.
- **Indicadores Relevantes Encontrados:** 6 artigos foram validados como relevantes, fornecendo contexto para anomalias na rede.

Amostra de Indicadores Relevantes Identificados (04-06/Novembro):

Data	Manchete (Resumida)	Tema (NLP)	Entidades (NLP)
06/11	Inmet: 9 estados têm alerta laranja...	Evento Climático Extremo	(Inmet, LOC), (Instituto Nacional de Meteorologia, ORG)
06/11	Lucro líquido da Alupar...	Regulatório/Empresarial	[]

06/11	Inmet emite dois alertas laranjas...	Evento Climático Extremo	(Inmet, LOC), (Instituto Nacional de Meteorologia, ORG)
-------	--------------------------------------	--------------------------	--

Fatores Chave Identificados (Drivers de Consumo)

1. **População (Peso: Alto - Macro):** Correlação de **0.96** com o consumo total.
2. **Clima (Peso: Alto - Regional):** Driver não-linear (frio no Sul, calor no Sudeste).
3. **Sazonalidade (Peso: Médio - Diário):** `dia_semana` e `e_feriado` (fins de semana/feriados).
4. **Eventos Externos (Peso: Pontual - NLP):** Alertas de clima (Inmet) e problemas operacionais (`apagão`) que explicam picos de erro do modelo.

Recomendações Estratégicas (Otimização)

- **Curto Prazo (Opex):** Integrar o `dashboard.py` ao Centro de Operação. Usar a previsão diária (ML) para otimizar o despacho de carga e reduzir custos com usinas térmicas . Cruzar picos de erro (>10%) com os Indicadores Relevantes (NLP) para entender a causa (ex: "O modelo errou porque houve um alerta de calor que ele não previa").
- **Médio Prazo (Capex):** Usar os drivers do modelo (População e Clima) para simular cenários de expansão de infraestrutura e identificar onde a demanda crescerá mais nos próximos 5-10 anos.

Confiabilidade da Análise ● Erro do Modelo (MAPE Global): 6.70% ● Margem de Erro (MAE Global): ± 721.22 MWm

Confiabilidade da Análise

- Erro do Modelo (MAPE Global): 6.70%
- Margem de Erro (MAE Global): ± 721.22 MWm