

PREVISÃO DO CONSUMO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO MÁQUINA DE VETORES DE SUPORTE (SVM)

Daniel de Oliveira Ribeiro¹

Introdução

A dinâmica do setor elétrico brasileiro está sob constante evolução sendo cada vez mais importante o papel de uma distribuidora de energia no Brasil, não apenas levando a energia elétrica ao seu mercado, mas com planejamentos de possíveis mudanças econômicas e políticas. Devido as mudanças ocorridas nas últimas décadas foi necessário reestruturar o sistema para que se tenha uma indústria de energia elétrica com fornecimento de energia de qualidade e segurança para o consumidor com a minimização dos custos. Dentro desse contexto, torna-se crucial para uma distribuidora fazer um bom planejamento da evolução da carga de energia especialmente em sua área de concessão, bem como investir em técnicas e metodologias para gerenciar as incertezas inerentes ao mercado.

Objetivos

Esse estudo consiste em desenvolver e apresentar um modelo para a previsão de carga mensal de uma distribuidora com base em Máquinas de Vetores de Suporte (Support Vector Machine – SVM). O modelo será desenvolvido a partir dos dados de carga mensal de uma distribuidora do setor elétrico brasileiro e o modelo SVM deverá fornecer projeções até 12 passos (meses) à frente. Deseja-se investigar se o modelo apresenta resultados consistentes para projeção de carga bem como avaliar a aderência do modelo a série temporal informada.

Material e Método

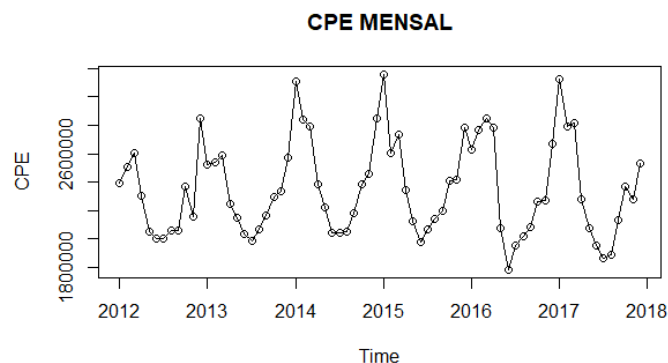


Figura 1: Carga própria de energia mensal da distribuidora.

¹ Universidade do Estado do Rio de Janeiro (UERJ), daniel_giga@hotmail.com

A base de dados utilizada para o estudo e modelagem do SVM é a carga própria mensal de energia de uma distribuidora inserida no Sistema Interligado Nacional (SIN), em MWh, no período de 2012 a 2017 conforme disposto abaixo. Optou-se por utilizar o período compreendido entre 2012 e 2016 para adequação e treinamento do modelo e o ano 2017 para validação das projeções.

A metodologia do SVM, concebida primariamente para problemas de classificação de dados, foi adaptada para ser utilizada também em problemas de regressão, como é o caso deste estudo.

Utilizando o processo de validação cruzada (*cross validation*), a série temporal em estudo pode ser dividida aleatoriamente em um número K de subconjuntos de modo que o treinamento é realizado K vezes, utilizando a cada rodada um dos subconjuntos para validação (ou teste) e todos os outros para o treinamento do modelo. A vantagem da validação cruzada é que o treinamento é realizado em todo o conjunto de dados, verificando-se assim uma maior capacidade de generalização do modelo.

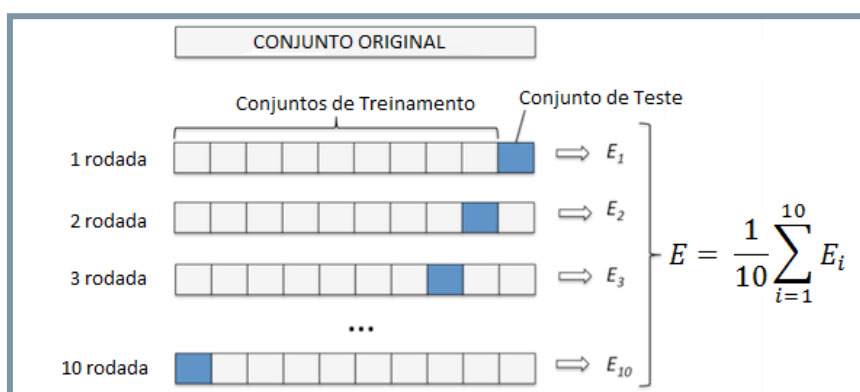


Figura 2: Validação Cruzada

Para a aplicação da metodologia na base de dados estudada, foi utilizado o pacote e1071 no software R. O modelo foi ajustado através da função tune. São apresentados a seguir os parâmetros atribuídos ao modelo. No primeiro momento, informamos um vetor com valores para serem atribuídos aos parâmetros gamma, épsilon e cost. Posteriormente, através da análise dos resíduos pela função summary do R, foi ajustado o perfil conforme abaixo sempre visando minimizar os desvios.

```
> summary(melhormodelo)

call:
best.tune(method = svm, train.x = saida ~ ., data = datatrain, ranges = list(epsilon = c
(0.15,
  0.175, 0.2, 0.225, 0.25), gamma = c(0.001, 0.005, 0.01), cost = c(25,
  26, 27, 28, 29, 30)), tunecontrol = tune.control(cross = 10))

Parameters:
SVM-Type: eps-regression
SVM-Kernel: radial
cost: 27
gamma: 0.005
epsilon: 0.2

Number of support vectors: 27
```

Figura 3: Parametros do SVM.

Resultados e Discussão

A seguir, o gráfico da projeção realizada com o SVM:

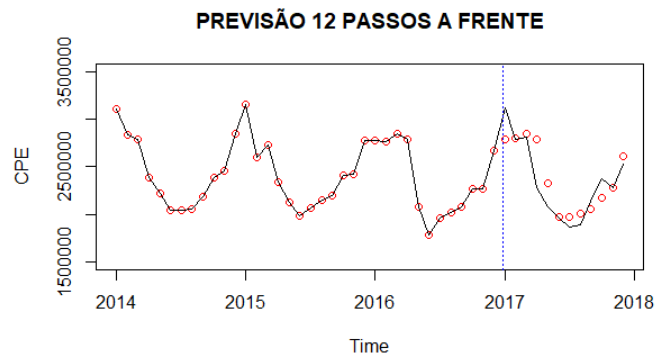


Figura 4: Previsão SVM

Para melhor avaliação do modelo, foi realizada uma comparação com modelo Holt-Winters multiplicativo ajustado através do pacote forecast no R. Foram comparados os erros médios absolutos (MAD) e o Erro Absoluto Médio Percentual (MAPE).

Tabela 1 – Resultado comparativo da previsão 12 passos a frente

Metodologia	MAD	MAPE	U-THEIL
SVM	146	6,22	0,010
Holt-Winters	151	5,00	0,009

FONTE: O Autor

Conclusão

Os resultados comprovam que o modelo SVM se ajustou bem a série estudada e pode ser uma importante ferramenta para a previsão do consumo de energia para a distribuidora analisada.