FIAP – Faculdade de Informática e Administração Paulista

Pós Tech - Tech Challenge - Fase 2 – 9DAT

"Utilização de Regressão Logística para prever o fechamento do Ibovespa"

Aline Korb, Gabriel Manzini, Gabriel Teles, Thiago Temporim

São Paulo, SP - 2025

1 Sumário

2 Introdução

O Ibovespa (Índice Bovespa) é o principal indicador de desempenho do mercado de ações brasileiro, refletindo a performance das ações mais negociadas na B3 (Bolsa de Valores do Brasil). Ele é amplamente utilizado por investidores, analistas e gestores de fundos como referência para o comportamento do mercado acionário nacional.

Neste relatório, desenvolvemos um modelo de classificação binária com base em regressão logística, com o objetivo de prever se o Ibovespa fechará em alta ou baixa no dia seguinte. Essa previsão será feita com base em dados históricos diários do próprio índice, considerando variações de preço e outras informações derivadas do comportamento passado.

Para realizar a previsão, foram coletados em torno de quatro anos de dados históricos do Ibovespa, disponibilizados publicamente no portal Investing.com, seguidos por um processo de limpeza, transformação e análise exploratória antes da modelagem preditiva.

3 Escolha do modelo, análise e exploração dos dados

Escolhemos a regressão logística porque ela nos permite medir a probabilidade de alta ou baixa do Ibovespa, em vez de prever valores absolutos. É um modelo robusto, rápido, interpretável e eficiente para capturar a influência de variáveis econômicas sobre a tendência do índice, dando mais confiança na tomada de decisão.

4 Engenharia de atributos e preparação da base para previsão

Para o desenvolvimento deste modelo, foram criadas novas colunas no DataFrame com o objetivo de enriquecer a análise da série temporal. Esses indicadores técnicos são amplamente utilizados no mercado financeiro para captar tendências, níveis de volatilidade e possíveis reversões de movimento do índice.

As colunas de Média Móvel de 5 e 10 dias representam, respectivamente, a média dos preços de fechamento do Ibovespa nos últimos 5 e 10 pregões. Elas ajudam a identificar a direção predominante do mercado no curto prazo: uma média móvel crescente pode indicar uma tendência de alta, enquanto uma média decrescente pode sinalizar uma tendência de baixa. Complementando essa análise, o indicador MACD (*Moving Average Convergence Divergence*) representa a diferença entre duas médias móveis exponenciais e serve para captar mudanças de tendência. Sua linha de sinal, chamada MACD *Signal*, é uma média do próprio MACD e funciona como um gatilho para identificar possíveis momentos de compra ou venda, especialmente quando há cruzamento entre essas duas curvas.

A coluna RSI foi criada para usar o indicador de *momentum* de mesmo nome (*Relative Strength Index*) que mede a velocidade e a mudança dos movimentos de preço. O RSI varia de 0 a 100 e é usado para identificar condições de sobrecompra (acima de 70) ou sobrevenda (abaixo de 30), o que pode sugerir uma possível reversão de tendência.

A coluna Vol 5 é a desvio padrão, e representa a volatilidade do mercado nos últimos 5 pregões. Um desvio padrão elevado indica maior oscilação nos preços, o que pode sugerir maior risco e incerteza no curto prazo.

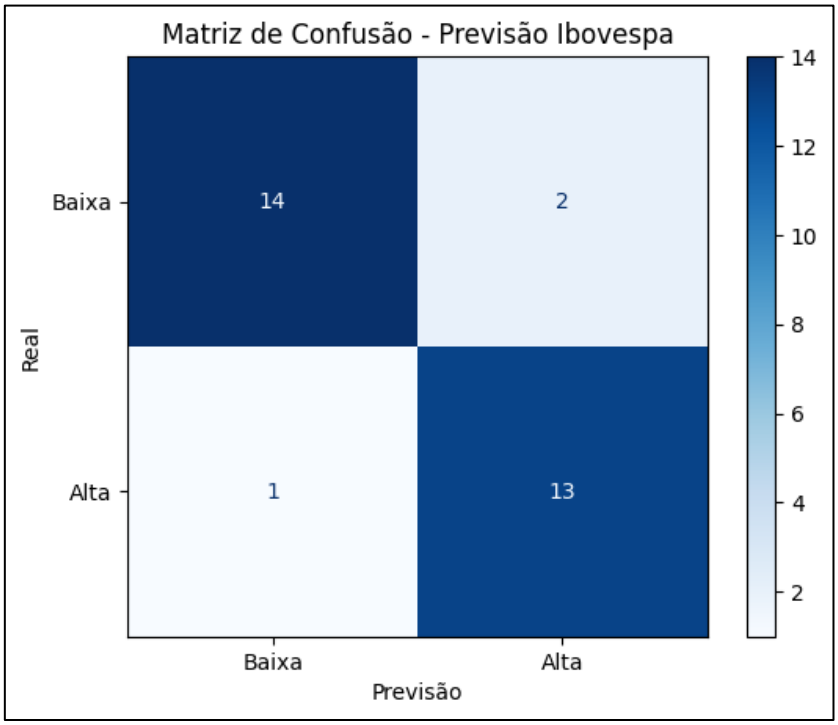
O conjunto de dados selecionado possui 966 pregões (dias úteis onde tiveram negociação na bolsa de valores), onde 936 foram utilizados para treino e 30 para realizarmos os testes no modelo. Com isso, estipulamos que o nosso target é prever diariamente se o fechamento da cotação foi maior que o do dia anterior.

5 Resultados e análises das métricas

Com isso, obtivemos um resultado satisfatório de 86.67% de acurácia, abaixo, temos as métricas de avaliação do sklearn:

Classe	Precision	Recall	F1-Score	Suporte
0	0.88	0.88	0.88	16
1	0.86	0.86	0.86	14
Accuracy	—	—	**0.87**	30
Macro Avg	0.87	0.87	0.87	30
Weighted Avg	0.87	0.87	0.87	30

O desempenho foi equilibrado entre as duas classes (alta e baixa), com a classe 0 apresentando ligeiramente maior precisão/recall (88%) e a classe 1 com precisão/recall de 86%. O *f1-score* ficou em 0.88 e 0.86, respectivamente. Esses valores indicam uma performance sólida e consistente do modelo. Para ilustrar melhor os resultados, utilizamos a matriz de confusão que apresenta os acertos e erros sobre a massa de testes:



Para chegarmos nos resultados finais, passamos por alguns desafios onde a preparação dos dados foi essencial para superamos essa etapa, usamos médias móveis como forma de resumir o comportamento recente dos dados ao longo do tempo, transformando dependências temporais em variáveis numéricas que o modelo consegue entender.

Durante a seleção do modelo de regressão logística, realizamos testes com diferentes tipos de regularização (L1 e L2) e valores do hiperparâmetro C, que controla o grau de penalização sobre os coeficientes do modelo. O melhor modelo foi com regularização L1 e C=1, atingindo: 89.36% de acurácia na validação 86.67% no teste final (últimos 30 dias).

Penalty	C	Acurácia Treino (%)	Acurácia Validação (%)
L1	0.01	50.53	50.00
L1	0.1	85.83	88.83
L1	1	88.10	89.36
L1	10	88.50	87.23
L2	0.01	69.52	71.28
L2	0.1	75.80	81.38
L2	1	85.16	88.83
L2	10	87.70	87.77

Essa pequena queda de desempenho indica que o modelo não sofreu overfitting relevante e ficou bem generalizado. A escolha da regularização L1 ajudou a reduzir a complexidade do modelo, focando apenas nas variáveis mais relevantes.

6 Conclusão

O modelo desenvolvido demonstrou ser eficaz na previsão da direção do fechamento do Ibovespa, alcançando uma acurácia final de 86,67% nos dados de teste. A escolha da regressão logística como método preditivo se mostrou apropriada para o objetivo final, principalmente pela capacidade de lidar com variáveis financeiras derivadas de séries temporais.

A construção do modelo envolveu um processo cuidadoso de coleta, limpeza e preparação dos dados, além da criação de variáveis derivadas do mercado financeiro, como médias móveis, MACD, RSI e volatilidade, que enriqueceram a base e permitiram ao modelo capturar padrões relevantes no comportamento do mercado. Além disso, a utilização da regularização L1 contribuiu para a seleção automática de variáveis mais informativas, promovendo simplicidade sem perda significativa de desempenho.

Apesar da queda leve entre a validação e o teste, os resultados foram consistentes e indicam boa capacidade de generalização. A utilização desse modelo é indicado para sistemas de apoio à decisão em investimentos, com potencial de aprimoramento com o uso de mais dados, variáveis macroeconômicas e teste de abordagens mais complexas, como modelos baseados em redes neurais.

Por fim, este trabalho reforça o potencial do uso de modelos estatísticos e aprendizado de máquina na análise de mercados financeiros, desde que acompanhados de uma preparação cuidadosa dos dados e validações rigorosas.