Protótipo para Trading Automatizado Utilizando Redes Neurais Artificiais

Aluno: Rafael Bertoldi Rossi

Orientadora: Dra. Andreza Sartori



Roteiro

- Introdução
- Objetivos
- Fundamentação teórica
- Trabalhos Correlatos
- Requisitos
- Especificação
- Implementação
- Análise de Resultados
- Conclusões e Sugestões

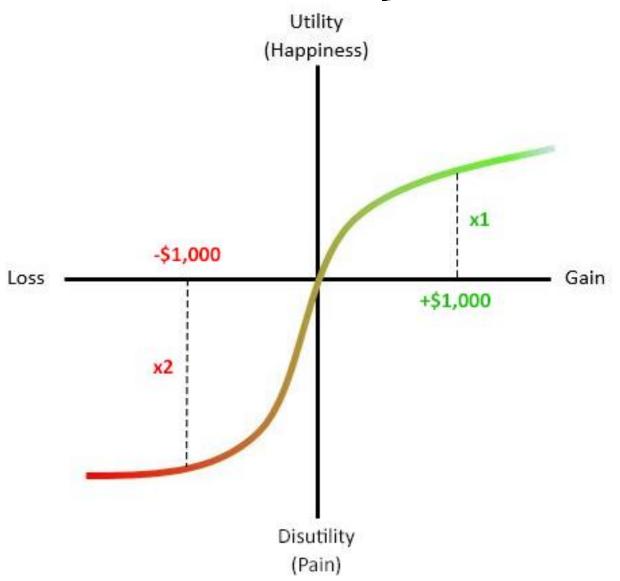


Introdução

- 40% dos day-traders desistem no seu primeiro mês de operação
- 80% desistem nos primeiros 2 anos
- A maioria acumula perdas
- Teoria da Perspectiva: uma perda tem um impacto emocional muito maior do que um ganho financeiramente equivalente



Introdução



Objetivo Geral

 Implementar uma ferramenta que possibilite realizar a previsão das ações, utilizando técnicas de Redes Neurais Artificias



Objetivos Específicos

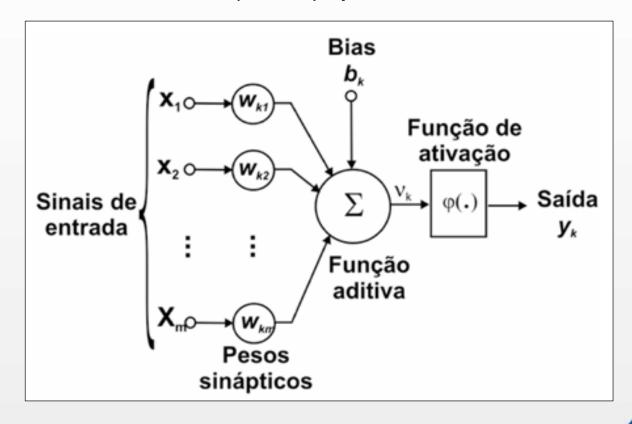
- Desenvolver um protótipo para prever os próximos movimentos das ações utilizando Long Short-Term Memory
- Realizar análise estatística a fim de avaliar a acurácia para validar o desempenho do modelo preditivo
- Disponibilizar as previsões para o usuário por meio de uma página web com cotações e análises atualizadas em tempo real

- Trading: estilo de investimento que busca obter retornos acima do tradicional buyand-hold
 - Position trading
 - Swing trading
 - Day trading
 - Scalping



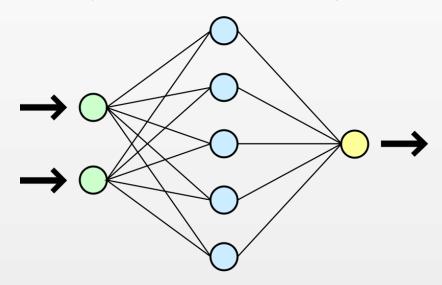


- Redes Neurais Artificiais
 - McCulloch e Pitts (1943): primeiro neurônio artificial



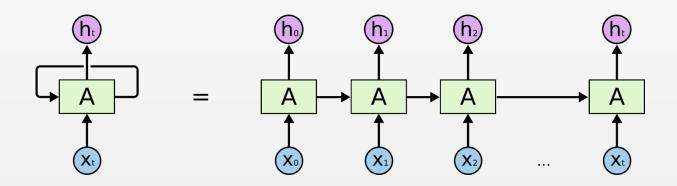


- Redes Neurais Artificiais
 - RNAs são compostas por neurônios conectados por links direcionais para propagar a ativação
 - Pesos são associados aos links para determinar a força e o sinal da conexão
 - Função ativação para a aplicação de um limiar



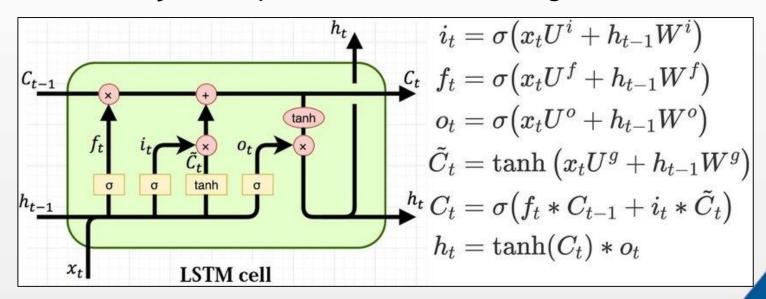


- Redes Neurais Recorrentes
 - Hopfield (1982): conexões bidirecionais
 - Dependência das entradas anteriores
 - Pesos simétricos
 - Memória associativa



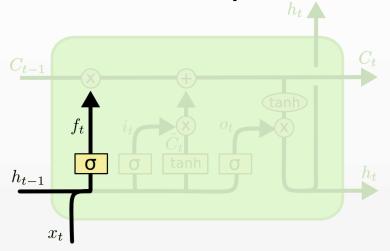


- Long Short-Term Memory
 - Hochreiter e Schmidhuber (1997)
 - Performance superior
 - Séries temporais
 - Redução do problema de vanish gradient





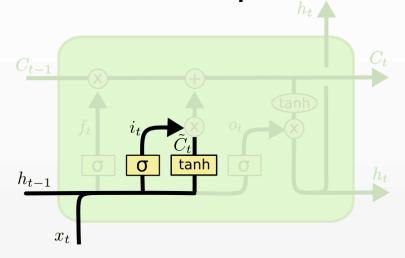
- Long Short-Term Memory
 - Decidir o que será apagado



$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f\right)$$



- Long Short-Term Memory
 - Decidir o que será armazenado

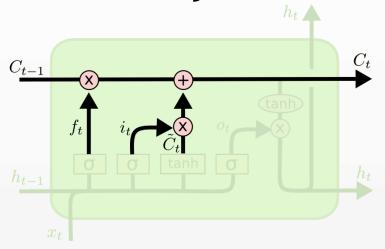


$$i_t = \sigma \left(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i \right)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$



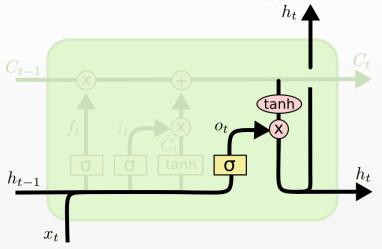
- Long Short-Term Memory
 - Atualização do estado antigo



$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$



- Long Short-Term Memory
 - Retorno das partes necessárias



$$o_t = \sigma (W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
$$h_t = o_t * \tanh (C_t)$$



- Bao, Yue e Rao (2017)
 - Operações de compra e venda
 - Wavelet Transforms: diminuição do ruído
 - Autoencoders: extração de características
 - Long Short-Term Memory
 - CSI 300, Nifty 50, Hang Seng, Nikkei 225, S&P500 e
 DJIA



- Chen G., Chen Y. e Fushimi (2017)
 - Previsão para a ação Intel Corporation
 - Long Short-Term Memory
 - Período analisado: 7 anos e 6 meses



- M'ng e Mehralizadeh (2016)
 - Previsões e identificação da melhor entrada
 - Wavelet Transforms: diminuição do ruído
 - Principal Component Analysis: extração de características
 - Redes Neurais Artificiais
 - Hang Seng, Nikkei 225, MSCI, Kospi 20 e Taiex



	Bao, Yue e Rao (2017)	M'ng e Mehralizadeh (2016)	Chen, Chen e Fushimi (2017)	
Mnemônica	WSAEs-LSTM	WPCA-NN	LSTM	
LSTM	Sim	Não	Sim	
Autoencoder	Stacked Autoencoder	Não	Não	
Wavelet	Wavelet Transforms	Wavelet PCA	Não	
Ativos analisados	6	5	1	
Período analisado	6 anos	9 anos	7 anos e 6m.	



Requisitos Funcionais

- Obter as cotações atuais e históricas das ações
- Manter o cadastro de usuários do sistema
- Possuir um módulo para acompanhamento das previsões
- Realizar a previsão das ações para os próximos dias

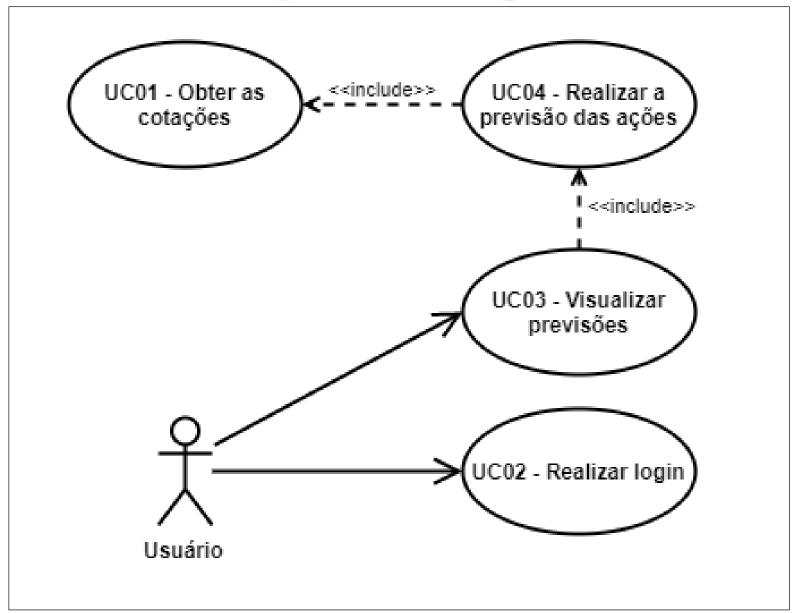


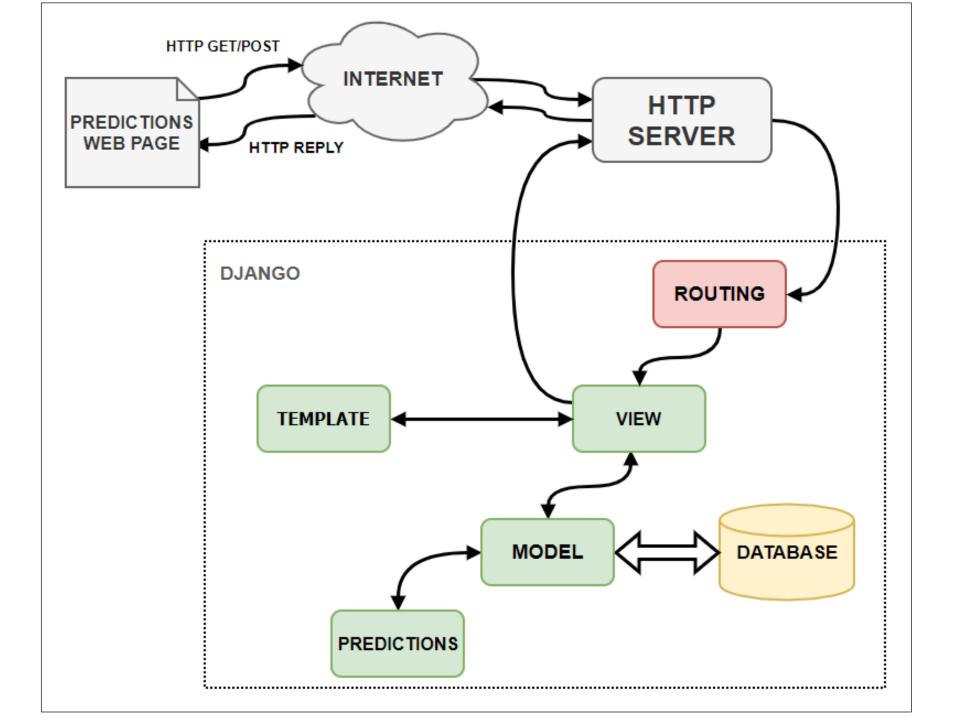
Requisitos Não Funcionais

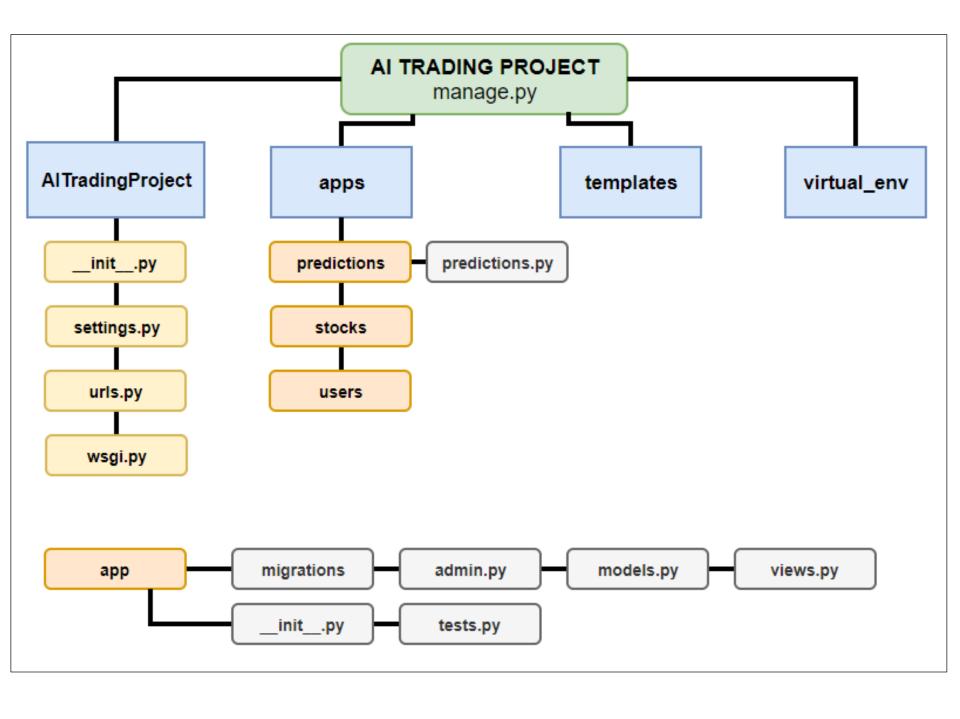
- Utilizar um modelo preditivo baseado em técnicas de Redes Neurais Artificias
- Ser implementado na linguagem Python no ambiente de desenvolvimento PyCharm
- Utilizar o framework Django para desenvolver a aplicação web



Especificação







- 5 ações: RADL3, VALE3, BBDC4, PETR4, WEGE3
- Treinamento da LSTM: 01/01/2015 a 16/09/2019
- Testes: 16/09/2019 a 12/11/2019
- 50 previsões realizadas
- Entrada: 50 dias
- Previsão: 5 dias



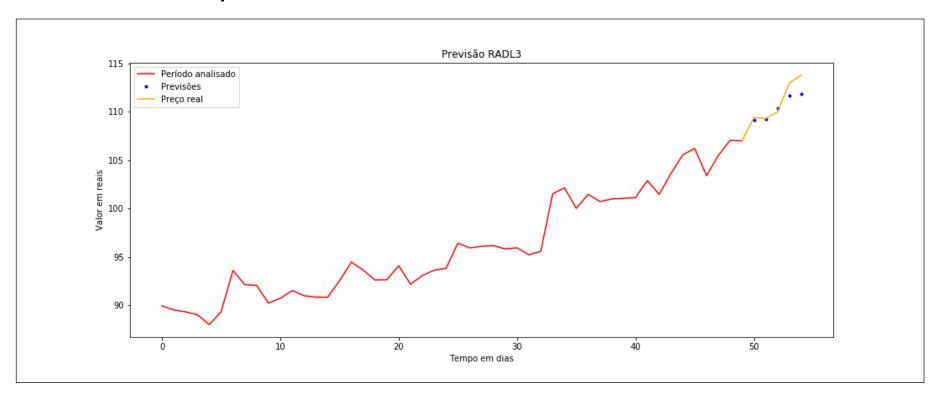
Cálculo de erro durante o treinamento (em R\$)

	RADL3	VALE3	BBDC4	PETR4	WEGE3
MSE	0,00046	0,00077	0,00083	0,00085	0,00035
MAE	0,01600	0,01970	0,02150	0,02020	0,01350

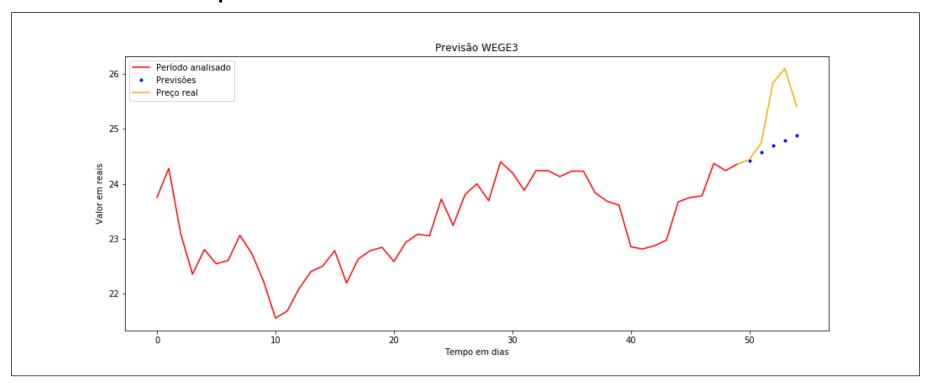
Cálculo do Valor-P



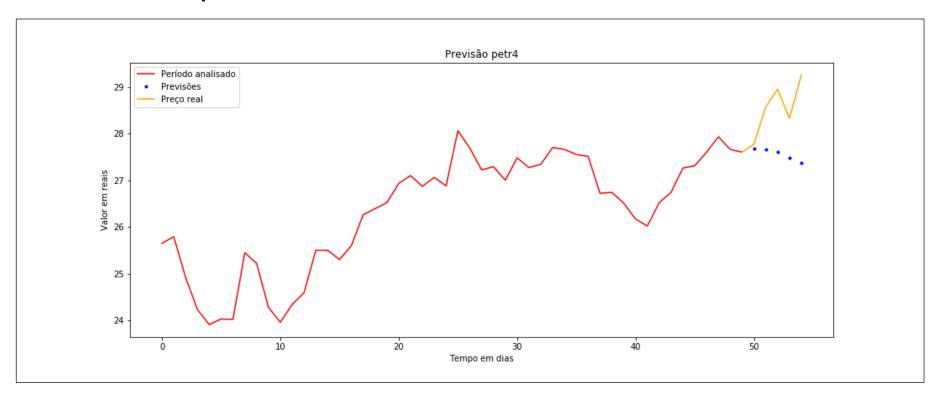
Previsão para RADL3 entre 28/10/2019 e 01/11/2019



Previsão para WEG entre 21/10/2019 e 25/10/2019



Previsão para Petrobras entre 21/10/2019 e 25/10/2019



Taxa de acerto das movimentações

Ação	Taxa de acerto
RADL3	70%
VALE3	30%
BBDC4	40%
PETR4	60%
WEGE3	70%



Conclusões

- Resultados consistentes
 - Valor-P menor que 0,05
 - Acurácia de 70%
- Visão abrangente: previsão dos próximos dias
- Alteração na estrutura da LSTM
 - Redução do custo computacional
 - Diminuição da acurácia
- Envio das ordens
 - Complexidade técnica
 - Inviabilidade financeira (API R\$599,00 mensal)
- Interface WEB
 - Página de login
 - Página para previsões
- Cotação com 15 minutos de delay



Sugestões

- Incremento de inputs para a LSTM:
 - IFR, MACD, médias móveis, volume, etc.
- Implementação do broker:
 - roteamento de ordens
 - gerenciamento de posição
 - controle de risco
- Dar continuidade ao desenvolvimento da plataforma WEB

