DOM HELDER CENTRO UNIVERSITÁRIO

Pedro Vieira Silva

Ramon Cazotte Gonçalves de Oliveira

**PREVISÃO DE AÇÕES NA BOLSA DE VALORES: UMA ABORDAGEM COM MACHINE LEARNING**

Projeto de Pesquisa apresentado à Dom Helder Escola Superior como requisito parcial para obtenção do título de Cientista da Computação.

Orientador de conteúdo: Prof. Dr. Presleyson Plínio de Lima

Orientador de metodologia: Prof. Me. Ricardo Luiz de Freitas

Belo Horizonte, MG.

2025.

**RESUMO**

Este trabalho apresenta o desenvolvimento de um modelo preditivo baseado em redes neurais recorrentes do tipo LSTM (Long Short-Term Memory) para a previsão de valores de ações na bolsa de valores. O estudo parte do desafio enfrentado por investidores e analistas financeiros na identificação de padrões e tendências em séries temporais altamente voláteis e não lineares. A metodologia adotada envolve a coleta e o tratamento de dados históricos de ações, sem a inclusão de variáveis macroeconômicas ou comportamentais, com o intuito de avaliar a eficácia do modelo unicamente a partir dos dados de preços. O modelo LSTM é treinado e testado utilizando métricas de erro como RMSE e MAE para validação dos resultados. Os experimentos demonstram que, mesmo com um conjunto limitado de variáveis, o LSTM apresenta capacidade relevante de previsão de curto prazo, revelando potencial para auxiliar na tomada de decisões no mercado financeiro. Conclui-se que a arquitetura LSTM pode oferecer uma abordagem promissora para a análise de séries temporais financeiras, desde que seus parâmetros sejam cuidadosamente ajustados e os dados devidamente preparados.

Palavras-chave: LSTM. séries temporais. bolsa de valores. previsão de ações. redes neurais.

**ABSTRACT**

This paper presents the development of a predictive model based on Long Short-Term Memory (LSTM) recurrent neural networks for stock price forecasting. The study addresses the challenges faced by investors and financial analysts in identifying patterns and trends within highly volatile and nonlinear time series. The methodology includes the collection and preprocessing of historical stock data, without incorporating macroeconomic or behavioral variables, aiming to assess the model’s effectiveness solely from price data. The LSTM model is trained and evaluated using error metrics such as RMSE and MAE to validate the results. The experiments show that, even with a limited set of variables, the LSTM demonstrates relevant short-term forecasting capabilities, suggesting potential to support decision-making in the financial market. It is concluded that the LSTM architecture offers a promising approach to financial time series analysis, provided that its parameters are properly tuned and the data is appropriately prepared.

Keywords: LSTM. time series. stock market. stock forecasting. neural networks.

**INTRODUÇÃO**

A previsão de ações na Bolsa de Valores tem ganhado destaque diante da volatilidade dos mercados e da complexidade dos fatores que influenciam os preços dos ativos (IPEA, 2023). O avanço da globalização e o acesso facilitado à informação contribuíram para que investidores de diferentes perfis buscassem previsões mais precisas, embora essa abundância de dados gere desafios relacionados à sobrecarga informacional (GIL, 2008).

Nesse cenário, a Inteligência Artificial, especialmente por meio das Redes Neurais Artificiais, apresenta-se como uma abordagem eficaz para lidar com a previsão de séries temporais financeiras (RUSSELL; NORVIG, 2013). Destaca-se o modelo Long Short-Term Memory (LSTM), capaz de capturar padrões complexos e relações de longo prazo nos dados, sendo amplamente utilizado na previsão de preços de ações (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997; SEBASTIÃO; GODINHO, 2021).

Esta pesquisa tem como questão central avaliar a precisão de modelos baseados em LSTM na previsão do comportamento de ações brasileiras, considerando diferentes configurações, volumes de dados e hiperparâmetros (PATEL; SHAH; KOTECHA, 2015). O objetivo é desenvolver um modelo preditivo capaz de auxiliar investidores em decisões estratégicas, com base em dados históricos e informações noticiosas relevantes (CHEN; HUA, 2020).

A motivação do estudo está alinhada ao interesse do pesquisador em aplicar técnicas de machine learning ao setor financeiro, utilizando ferramentas acessíveis e dados disponíveis (MCKINNEY, 2012; MARCONI; LAKATOS, 2017). A relevância do tema se justifica tanto por seu potencial prático quanto pela contribuição ao avanço teórico das aplicações de IA no mercado financeiro (CAMPBELL; LO; MACKINLAY, 1997; IPEA, 2023).

**2 PRESSUPOSTOS/ HIPÓTESES/PROBLEMÁTICA**

Este trabalho parte da hipótese de que é possível prever o comportamento de ações na Bolsa de Valores com um nível significativo de precisão por meio da aplicação de modelos baseados em LSTM (Long Short-Term Memory) (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997). O problema central reside na complexidade e na volatilidade do mercado financeiro, influenciado por fatores econômicos, políticos e sociais, o que torna a previsão de preços uma tarefa desafiadora (IPEA, 2023).

A proposta considera que as redes neurais recorrentes, especialmente o LSTM, têm potencial para identificar padrões em séries temporais financeiras e superar limitações de métodos tradicionais de previsão (SEBASTIÃO; GODINHO, 2021). Assim, formula-se a seguinte questão de pesquisa: é possível prever o comportamento das ações na Bolsa de Valores com um nível de precisão aceitável utilizando um modelo LSTM?

Para responder a essa pergunta, será implementado um modelo que utiliza dados históricos de preços e aplica a arquitetura LSTM para prever tendências futuras. A expectativa é de que os resultados confirmem ou refutem a hipótese inicial e contribuam para o avanço do uso de redes neurais no contexto do mercado financeiro brasileiro (PATEL; SHAH; KOTECHA, 2015).

## 3 OBJETIVOS

### 3.1 Objetivo geral

Desenvolver um modelo preditivo, utilizando técnicas de inteligência artificial com ênfase em redes neurais artificiais, para estimar valores futuros de ações na bolsa de valores.

### Objetivos específicos

* Coletar, organizar e processar dados financeiros históricos, incluindo preços de ações e indicadores econômicos, garantindo a qualidade e representatividade do conjunto de dados para o treinamento do modelo preditivo.
* Selecionar e aplicar técnicas de inteligência artificial adequadas à previsão de valores na bolsa de valores, com ênfase em redes neurais e modelos de aprendizado de máquina.
* Desenvolver, treinar, ajustar e validar um modelo preditivo com base nos dados coletados, utilizando métricas como erro quadrático médio (RMSE) e o erro absoluto médio (MAE) para avaliar sua eficácia frente a métodos tradicionais.

## 4 JUSTIFICATIVA

A viabilidade desta pesquisa é sustentada pelo acesso a bases de dados públicos confiáveis, como séries históricas de preços de ações, e por uma fundamentação teórica consistente (MARCONI; LAKATOS, 2017). A proposta é especialmente oportuna no contexto atual, em que o avanço das tecnologias de inteligência artificial e a crescente volatilidade dos mercados financeiros evidenciam a necessidade de ferramentas preditivas eficazes (IPEA, 2023).

A aplicação do aprendizado de máquina, particularmente das redes neurais recorrentes, tem se mostrado promissora na análise de grandes volumes de dados e na previsão de comportamentos complexos no mercado de ações (RUSSELL; NORVIG, 2013; HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997). Essas tecnologias oferecem precisão e eficiência superiores às abordagens tradicionais, reduzindo o impacto de erros humanos e otimizando a tomada de decisões (SEBASTIÃO; GODINHO, 2021).

Além de seu potencial prático, a pesquisa contribui para a democratização do acesso a soluções tecnológicas no setor financeiro, beneficiando investidores individuais. Do ponto de vista científico, os resultados obtidos podem fomentar o desenvolvimento de novos estudos em aprendizado de máquina aplicado a séries temporais, com possibilidade de aplicação em outras áreas, como logística, segurança e análise de dados em larga escala (CHEN; HUA, 2020; CAMPBELL; LO; MACKINLAY, 1997).

Dessa forma, a relevância da proposta está em sua contribuição prática e teórica, aliando inovação tecnológica, aplicabilidade real e avanço do conhecimento científico.

## 5 REFERENCIAL TEÓRICO

O crescimento da participação de investidores pessoas físicas no mercado financeiro brasileiro, que alcançou R$ 7,22 trilhões em setembro de 2024 (ANBIMA, 2024), evidencia a necessidade de estratégias analíticas mais robustas para lidar com a complexidade e a volatilidade do mercado (IPEA, 2023). Tradicionalmente, a hipótese do mercado eficiente (EMH), defendida por Fama (1970) e Malkiel (1999), sustenta que os preços das ações refletem todas as informações disponíveis, o que limitaria a previsibilidade de seus movimentos.

Contudo, estudos mais recentes têm desafiado essa hipótese ao demonstrar que técnicas de Machine Learning são capazes de identificar padrões ocultos em grandes volumes de dados, tornando possível realizar previsões com maior acurácia (PATEL; SHAH; KOTECHA, 2015; CHONG et al., 2017). Nesse contexto, o modelo Long Short-Term Memory (LSTM) destaca-se por sua capacidade de capturar relações complexas e não lineares em séries temporais financeiras (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997).

Este trabalho propõe a aplicação do LSTM para prever preços de ações no mercado brasileiro, especialmente em cenários de alta volatilidade. A eficácia da técnica será avaliada por meio de métricas como o Erro Quadrático Médio (RMSE) e o Erro Absoluto Médio (MAE), comparando seu desempenho com métodos tradicionais, como médias móveis e regressões lineares. A proposta busca contribuir tanto para o avanço do campo da previsão financeira quanto para a tomada de decisões mais precisas por parte dos investidores.

## 5.1 Inteligência Artificial

A Inteligência Artificial (IA) é um ramo da ciência da computação dedicado à criação de sistemas que simulam capacidades cognitivas humanas, como raciocínio, aprendizado e tomada de decisão. Segundo Russell e Norvig (2013), a IA pode ser compreendida tanto pelos processos mentais envolvidos quanto pelo comportamento observado nos sistemas.

Sob a ótica do pensamento, autores como Haugeland (1985), Bellman (1978), Charniak e McDermott (1985) e Winston (1992) definem a IA como a tentativa de replicar, em máquinas, faculdades mentais humanas, incluindo o raciocínio, a aprendizagem e a resolução de problemas. Já sob a perspectiva comportamental, Kurzweil (1990), Rich e Knight (1991), Poole et al. (1998) e Nilsson (1998) focam no desempenho externo, definindo a IA como a capacidade das máquinas de realizar tarefas que normalmente exigiriam inteligência humana.

A diversidade de definições reflete a amplitude e a evolução do campo, que tem encontrado aplicações práticas em diversos setores, como o mercado financeiro. Nessas aplicações, a IA permite analisar grandes volumes de dados e prever comportamentos complexos, apoiando decisões mais rápidas e precisas.

## 5.2 Redes Neurais

As redes neurais artificiais (RNAs) foram inspiradas no funcionamento do cérebro humano, cuja capacidade de processar informações de forma não linear e paralela motivou o desenvolvimento de modelos computacionais que simulam essa estrutura (HAYKIN, 2001).

O cérebro humano é composto por bilhões de neurônios interconectados, que se comunicam por sinais elétricos e químicos, formando redes complexas com alta capacidade de adaptação, fenômeno conhecido como plasticidade neural (CARVALHO et al., 2021).

De forma análoga, as redes neurais artificiais são projetadas para modelar esse comportamento do cérebro humano. Conforme Haykin (2001, p. 28),

Na forma mais geral, uma rede neural é uma máquina que é projetada para modelar a maneira como o cérebro realiza uma tarefa particular ou função de interesse; a rede é normalmente implementada utilizando-se componentes eletrônicos ou é simulada por programação em um computador digital.

Assim como ocorre no cérebro humano, a plasticidade em RNAs é essencial, permitindo que o modelo se adapte e aprenda com novas informações ao longo do tempo, tornando-se uma ferramenta eficaz em tarefas como reconhecimento de padrões e previsão de séries temporais..

## 

## 5.3 LSTM (Long Short-Term Memory)

As redes neurais recorrentes (RNNs) conseguem guardar informações recentes, chamadas de memória de curto prazo, diferentemente da memória de longo prazo, que envolve mudanças lentas nos seus parâmetros (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997). Elas são usadas em áreas como reconhecimento de fala e música.

No entanto, o treinamento dessas redes é complicado, pois métodos tradicionais sofrem com problemas de “desvanecimento” ou “explosão” do gradiente, que atrapalham o aprendizado de informações que acontecem ao longo do tempo (HOCHREITER, 1991).

Para resolver isso, Hochreiter e Schmidhuber (1997) criaram a rede LSTM (Long Short-Term Memory), que usa células de memória especiais para guardar informações importantes por longos períodos. Essas células têm “portas” que controlam o que deve ser lembrado, esquecido ou usado para gerar a saída da rede.

Essas portas são: a porta de entrada (que decide o que armazenar), a porta de saída (que decide o que passar adiante) e a porta de esquecimento (que descarta informações desnecessárias). Essa organização mantém o erro fluindo de forma estável durante o treino, evitando os problemas do desvanecimento e explosão do gradiente.

Cada célula de memória tem uma parte central ligada a essas portas, e durante o treinamento a rede aprende quando deve guardar ou liberar informações, controlando melhor suas conexões.

Além disso, as células podem ser agrupadas em blocos que compartilham essas portas, facilitando o aprendizado de informações complexas em tarefas maiores.

O processo de aprendizado das redes LSTM é baseado em um algoritmo variante do *Real-Time Recurrent Learning* (RTRL), modificado para lidar com as dinâmicas multiplicativas introduzidas pelas portas de controle. Esse método preserva a eficiência computacional, mantendo uma complexidade de atualização proporcional ao número de pesos da rede, ou seja, O(W). Isso contrasta com o BPTT (*Backpropagation through time*) completo, que requer armazenamento de todas as ativações anteriores, tornando-se menos eficiente em tarefas de longa duração.

A implementação das portas de controle e da CEC resolve muitos dos desafios encontrados em redes recorrentes convencionais, permitindo que as LSTM lidem com tarefas complexas de aprendizado sequencial, como o reconhecimento de fala, modelagem de séries temporais e, como abordado neste trabalho, a previsão de valores de ações no mercado financeiro.

## 6 METODOLOGIA

A pesquisa apresentada neste trabalho é de natureza aplicada, pois seu propósito principal é a criação de um modelo prático e funcional que contribua diretamente para a previsão do comportamento de ações na bolsa de valores, agregando valor ao processo de análise e tomada de decisão no mercado financeiro. Esse caráter aplicado reflete o compromisso de traduzir conceitos teóricos e métodos científicos em soluções concretas e úteis para investidores, analistas e outras partes interessadas (GIL, 2008).

Quanto aos objetivos, a pesquisa classifica-se como exploratória (GIL, 2008), pois se dedica a investigar e compreender de forma aprofundada as características e possibilidades oferecidas por técnicas avançadas de *Machine Learning*, com foco nas redes neurais do tipo LSTM (*Long Short-Term Memory*).

O estudo tem como objetivo testar o modelo LSTM em diferentes cenários para entender como ele se comporta ao prever preços de ações. Isso envolve analisar fatores como a qualidade dos dados e a dinâmica do mercado. A abordagem combina estudo documental e experimentação computaciona**l**, utilizando séries históricas de preços de ações de empresas com alta liquidez.

O procedimento metodológico adotado é de pesquisa documental (MARCONI; LAKATOS, 2017), fundamentada na análise de séries históricas de preços de ações obtidas a partir de bases de dados públicas e plataformas financeiras confiáveis. A pesquisa também inclui um estudo experimental, no qual os modelos de *Machine Learning* serão treinados, ajustados e avaliados quanto à sua precisão e eficiência na previsão de valores futuros.

Para isso, serão utilizados ambientes de programação como *Python*, com bibliotecas específicas para manipulação de dados e construção dos modelos, tais como TensorFlow e Scikit-learn (PEDREGOSA et al., 2011; MCKINNEY, 2012).

O universo de estudo abrange dados financeiros de empresas negociadas na bolsa de valores. Os critérios de inclusão para o processo de amostragem consideram séries históricas completas, com dados consistentes e sem lacunas significativas.

O modelo de redes neurais LSTM será implementado com o objetivo de captar padrões em séries temporais, aproveitando sua capacidade de processar sequências de dados e identificar tendências ao longo do tempo, características fundamentais para a análise do mercado financeiro (HOCHREITER; SCHMIDHUBER, 1997).

O modelo será treinado e ajustado para avaliar sua precisão e confiabilidade na previsão do comportamento do mercado de ações, fornecendo insights valiosos sobre seu desempenho e suas limitações no contexto da análise financeira.

Por fim, a validação do modelo será realizada por meio de métricas estatísticas específicas. Os resultados obtidos serão analisados para identificar as condições em que o LSTM apresenta melhor desempenho, contribuindo para o aprimoramento de ferramentas preditivas e o avanço das aplicações de *Machine Learning* no mercado financeiro.

A coleta de dados deste trabalho foi realizada com ferramentas digitais confiáveis, destacando-se o pacote `yfinance`, que permite acessar séries históricas de preços de ações e indicadores financeiros relevantes. Essa biblioteca foi escolhida por sua precisão, atualização constante e documentação robusta, atendendo aos critérios de qualidade exigidos na pesquisa.

A análise de dados neste trabalho será conduzida utilizando ferramentas e técnicas robustas para garantir resultados confiáveis e interpretáveis. Para o pré-processamento dos dados, serão aplicadas etapas como normalização e padronização, fundamentais para ajustar os dados às exigências dos modelos de *Machine Learning*.

As bibliotecas NumPy e pandas serão utilizadas para manipulação e organização dos dados, enquanto Matplotlib e Seaborn apoiarão a análise gráfica. A implementação e o treinamento do modelo LSTM serão feitos com TensorFlow/Keras, que oferece recursos avançados para ajuste de hiperparâmetros e validação do desempenho.

Por fim, os resultados serão avaliados com base em métricas como erro médio absoluto (MAE), raiz do erro quadrático médio (RMSE) e coeficiente de determinação (R²). Essas métricas proporcionarão uma análise quantitativa do desempenho do modelo, contribuindo para a discussão e validação das hipóteses levantadas neste estudo.

## 7 RESULTADOS E DISCUSSÃO

…

**TITULO**

| **Ação** | **MAE** | **RMSE** | **R²** |
| --- | --- | --- | --- |
| X | X | X | X |
| Y | X | X | X |
| Z | X | X | X |
| W | X | X | X |

## 8 CONCLUSÃO

# REFERÊNCIAS

**ALMEIDA, C.** et al. A hybrid model for stock market forecasting using LSTM and ARIMA. *Expert Systems with Applications*, v. 135, p. 275-284, 2019. Disponível em:<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.040>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**ANBIMA.** Investimentos dos brasileiros crescem 6,1% e chegam a R$ 6,8 trilhões no primeiro trimestre de 2024. Disponível em:<https://www.anbima.com.br/pt_br/noticias/investimentos-dos-brasileiros-ultrapassam-r-7-22-trilhoes-e-avancam-11-5-em-2024.htm>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**B3 – BRASIL, BOLSA, BALCÃO.** Disponível em:<https://www.b3.com.br/>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**BELLMAN, R.** Dynamic programming. Princeton: Princeton University Press, 1978.

**BREIMAN, L.** Random forests. *Machine Learning*, v. 45, n. 1, p. 2-8, 2001.

**CAMPBELL, J. Y.; LO, A. W.; MacKINLAY, A. C.** The econometrics of financial markets. Princeton: Princeton University Press, 1997.

**CARVALHO, A.; FERREIRA, L.; OLIVEIRA, M.; PEREIRA, P.** Plasticidade neural, um caminho para a aprendizagem: breve análise. *Research, Society and Development*, v. 10, e553101624103, 2021. Disponível em:<https://doi.org/10.33448/rsd-v10i16.24103>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**CHARNIAK, E.; McDERMOTT, D.** Introduction to artificial intelligence. Reading: Addison-Wesley, 1985.

**CHEN, C.; HUA, X.** Stock price prediction based on a hybrid model using ARIMA and LSTM. *IEEE Access*, v. 8, p. 207675-207684, 2020. Disponível em:<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3033347>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**CHONG, E.; HAN, C.; PARK, F. C.** Deep learning networks for stock market analysis and prediction: methodology, data representations, and applications. *Expert Systems with Applications*, v. 83, p. 187–205, 2017.

**FAMA, E. F.** Efficient capital markets: a review of theory and empirical work. *Journal of Finance*, v. 25, n. 2, 1970.

**GIL, A. C.** Métodos e técnicas de pesquisa social. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

**HAUGELAND, J.** Artificial intelligence: the very idea. Cambridge: MIT Press, 1985.

**HAYKIN, S.** Redes neurais: princípios e prática. 2. ed. Rio de Janeiro: Bookman, 2001. p. 27-35.

**HOCHREITER, S.** Untersuchungen zu dynamischen neuronalen Netzen [Investigation of dynamic neural networks]. 1991. Diplomarbeit (Graduação em Ciência da Computação) – Technische Universität München, München, 1991.

**HOCHREITER, S.; SCHMIDHUBER, J.** Long short-term memory. *Neural Computation*, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. Disponível em:<https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**INVESTING.COM.** Disponível em:<https://br.investing.com/>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**IPEA.** Participação de investidores pessoas físicas no mercado financeiro brasileiro cresce significativamente. 2023. Disponível em: https://www.ipea.gov.br/. Acesso em: 22 abr. 2025.

**KURZWEIL, R.** The age of intelligent machines. Cambridge: MIT Press, 1990.

**MALKIEL, B. G.** A random walk down Wall Street: the time-tested strategy for successful investing. 10. ed. New York: W. W. Norton & Company, 1999.

**MARCONI, M. A.; LAKATOS, E. M.** Fundamentos de metodologia científica. 8. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

**MCKINNEY, W.** Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython. O'Reilly Media, 2012.

**NILSSON, N. J.** Artificial intelligence: a new synthesis. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1998.

**OLIWA, J.; DZIEDZIC, M.; GRZYBOWSKI, A.** Stock price prediction using machine learning algorithms. *Applied Sciences*, v. 11, n. 3, 2021. Disponível em:<https://doi.org/10.3390/app11031050>. Acesso em: 22 abr. 2025.

**PATEL, J.; SHAH, A.; KOTECHA, K.** Predicting stock market index using machine learning algorithms. 2015. [S.l.: s.n.].

**PEDREGOSA, F.** et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, v. 12, p. 2825–2830, 2011.

**POOLE, D.; MACKWORTH, A.; GOEBEL, R.** Artificial intelligence: foundations of computational agents. Cambridge: Cambridge University Press, 1998.

**RAN, A.** *yfinance*: Yahoo! Finance for Python. Disponível em:<https://github.com/ranaroussi/yfinance>. Acesso em: 25 abr. 2025.

**RICH, E.; KNIGHT, K.** Artificial intelligence. 2. ed. New York: McGraw-Hill, 1991.

**ROBINSON, A. J.; FALLSIDE, F.** The utility driven dynamic error propagation network. Cambridge: University of Cambridge, 1987. (Technical Report CUED/F-INFENG/TR.1).

**RUSSELL, S.; NORVIG, P.** Inteligência artificial. Tradução de Regina Célia Simille. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013. p. 24-27.

**SEBASTIÃO, H.; GODINHO, P.** Forecasting and trading cryptocurrencies with machine learning under changing market conditions. *Financial Innovation*, v. 7, n. 1, 2021.

**WILLIAMS, R. J.; ZIPSER, D.** Gradient-based learning algorithms for recurrent networks and their computational complexity. In: *BACKPROPAGATION: theory, architectures, and applications*. Hillsdale: Erlbaum, 1992. p. 433–486.

**WINSTON, P. H.** Artificial intelligence. 3. ed. Reading: Addison-Wesley, 1992.