

**Formação e gestão inovadoras na era da transformação digital:
abrangência, significados e relações.**

Análise bibliométrica da literatura sobre benefícios do *Machine Learning* para previsão de demanda de bens de consumo

Elcio Tarallo¹, Getúlio Akabane²

Resumo – Prever a demanda de bens de consumo com maior precisão e rapidez traz benefícios à fabricantes e varejistas, como redução de perda de produtos e adequação de estoques, especialmente em negócios com produtos de curta validade, rápida obsolescência ou inovadores. Este artigo apresenta um estudo bibliométrico sobre os benefícios do *Machine Learning* (ML) para a previsão de demanda de bens de consumo, a partir de artigos científicos nas bases Scopus e Web of Science, de 2010 a 2017. O tema ML consta em 33.925 artigos na base Scopus, 49.414 na Web of Science, crescendo acima de 20% ao ano, liderados por Estados Unidos e China. ML para previsão de demanda de bens de consumo resultou em trinta artigos com 235 citações.

Palavras-chave: *Machine Learning*, Bens de consumo, Previsão de demanda, Bibliometria.

Abstract – A more accurate and prompt demand predicting for consumer goods brings benefits to manufacturers and retailers, such as reduced product loss and inventory adequacy, especially for products with short-life, fast obsolescence or innovative products. This paper presents a bibliometric study on the benefits of Machine Learning (ML) for consumer goods demand forecasting, based on scientific articles on the Scopus and Web of Science bases, from 2010 to 2017. The ML theme shows up in 33,925 articles in the Scopus base, 49,414 in the Web of Science, growing above 20% per year, led by the United States and China. ML for consumer goods demand forecasting resulted in thirty articles with 235 citations.

Keywords: Machine Learning, Consumer goods, Demand forecast, Bibliometrics.

¹ Centro Paula Souza – elcio.tarallo@cpspos.sp.gov.br

² Centro Paula Souza – getulio@akabane.adm.br

1. Introdução

Redes neurais artificiais têm sido largamente utilizadas para efetuar previsões, com mais eficiência que modelos estatísticos tradicionais, mas, com maior tempo de processamento. O algoritmo de aprendizado *Extreme Learning Machine* reduz drasticamente este tempo podendo ser utilizado em aplicações de tempo real (YU; CHOI e HUI, 2011). Choi *et al.* (2014) propõe a criação de algoritmos que alcancem um nível aceitável de acurácia, com tempo muito menor de processamento, pela aplicação conjunta dos métodos consagrados de Inteligência Artificial: *Extreme Learning Machine* e Grey Model.

A melhora da previsão de vendas pode proporcionar às empresas economias significativas, maior competitividade, aprimorar relacionamento com canais e melhorar satisfação dos clientes (LU e SHAO, 2012). Segundo Ochiai (2015), uma previsão de demanda precisa para alimentos frescos contribui para a gestão mais eficiente de pedidos e estoques, reduzindo o descarte de itens em cerca de 40%. O uso de técnicas de *Machine Learning* para previsão de demanda combinadas com um modelo de otimização de preços resultou em aumento de receita estimado de 9,7% para um varejista *online* (FERREIRA; LEE e SIMCHI-LEVI, 2016).

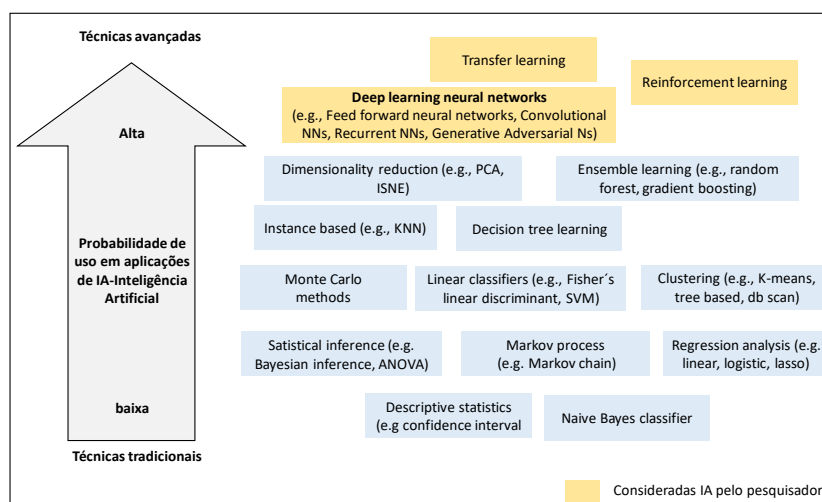
Lu (2014) afirma que inúmeros fatores afetam a precisão da previsão de vendas e, portanto, a seleção de variáveis é crucial na construção de um modelo de previsão. Durante a construção de um modelo de previsão de vendas, a discussão e o entendimento das variáveis preditoras importantes ajuda no foco da melhoria de eficácia do gerenciamento de vendas (LEE; LU e CHENG, 2017).

O objetivo do trabalho é realizar uma pesquisa, a partir de técnicas bibliométricas, para identificar na literatura científica temas relacionados à questão: quais são os benefícios de negócio obtidos pelo uso de *Machine Learning* para previsão de demanda de bens de consumo? A evolução da produção científica foi avaliada para o período de 2010 a 2017 nas bases *Scopus* e *Web of Science*.

2. Referencial Teórico

Chui *et al.* (2018) apresenta uma visão geral das técnicas analíticas para resolução de problemas de negócios, destacando as técnicas de *Deep Learning* baseadas em *Artificial Neural Networks* (Figura 1). Segundo os autores, estas técnicas avançadas de *Machine Learning*, consideradas de Inteligência Artificial, representam mais de 40% do valor potencial que todas as técnicas analíticas poderiam prover. Um exemplo de aplicação é a previsão de demanda de vendas de um produto, com base em número de vendas anteriores, sentimento do consumidor e clima, utilizando *Feed Forward Neural Networks*.

Figura 1 – Visão geral de técnicas analíticas utilizadas em negócios.



Fonte: Adaptado de Chui et al. (2018)

Segundo Lu e Shao (2012) a literatura tem demonstrado grande interesse em utilizar redes neurais, *Neural Networks* (NN), para previsão de vendas e um novo modelo de NN chamado *ELM-Extreme Learning Machine* tornou-se um método importante por prover desempenho muito superior em generalização, com uma velocidade de aprendizado muito mais rápida que algoritmos tradicionais de *Machine Learning*.

Para Da Silva *et al.* (2017) a utilização de métodos de previsão de séries temporais com boa precisão é comum, como os modelos: *Autoregressive* (AR), *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), *Moving-Average* (MA) e *Neural Network* (NN). Porém, com exceção do método NN, as técnicas tradicionais consideram que a relação entre as entradas e a saída é linear, o que, em geral, não corresponde à realidade. De acordo com Lin *et al.* (2013, apud Da Silva *et al.*, 2017) a técnica *Support Vector Machines* (SVM) apresenta uma série de vantagens se comparada a outras técnicas de aprendizado, incluindo NN, como: maior capacidade de generalização; estrutura matemática capaz de fornecer uma solução única e global; maior robustez e treinamento rápido. Porém, Da Silva *et al.* (2017) afirma que a eficiência do SVM depende da definição dos parâmetros que são melhores e mais adequados para o modelo.

Guo *et al.* (2013) cita que uma variedade de fatores influencia a venda de produtos, como atributos de produto e ambiente econômico. Estes fatores podem causar mudanças incertas no padrão de dados das séries temporais em análise, particularmente em negócios dinâmicos como vestuários e calçados. Um modelo de tomada de decisão inteligente multivariada para previsão de vendas no varejo foi desenvolvido com o objetivo de selecionar as variáveis de entrada ideais, apresentando melhores previsões que modelos baseados em *ELM-Extreme Learning Machines* e modelos lineares generalizados.

3. Método

Segundo Guedes e Borschiver (2005) a análise bibliométrica é uma ferramenta quantitativa que visa minimizar a subjetividade inerente à indexação e recuperação de informações, produzindo conhecimento em uma determinada área. O estudo bibliométrico foi realizado a partir das bases *Scopus Elsevier* e *Web of Science*, por conterem serviços de contagem e citações, resumos e acesso a múltiplos bancos dados com referências a pesquisas nos campos da ciência, tecnologia e negócios, entre outros. Foram pesquisados artigos publicados de 2010 a 2017 com objetivo de identificar a evolução recente do tema *Machine Learning* e de sua aplicação em previsão de demanda.

Para realizar a busca nas bases foram definidos os temas: *Machine Learning*, bens de consumo, previsão de demanda e previsão de vendas, com palavras-chave associadas a cada tema: *machine learning, learning machine; product, goods; sales forecasting, demand forecasting, demand prediction, forecasting of demand, sales prediction, sales promotion, products sales, product's demand, purchase decisions*. Artigos fora do escopo da pesquisa foram excluídos aplicando as palavras-chave: *consumer review, customer review, online review, product review, sentiment analysis, word of mouth, recommender system, collaborative filtering, passenger, temperature, electric power, oil e context understanding*. Adicionalmente, em busca de referências sobre a aplicação de Machine Learning em negócios, foi selecionada uma pesquisa com 400 casos em 19 setores de mercado (CHUI *et al.*, 2018).

4. Resultados e Discussão

As palavras-chave foram aplicadas nas duas bases, excluindo aquelas fora do escopo e retirando os artigos duplicados entre as bases, resultando em 30 artigos, 17 da base *Scopus* e 13 da base *Web of Science* (Quadro 1).

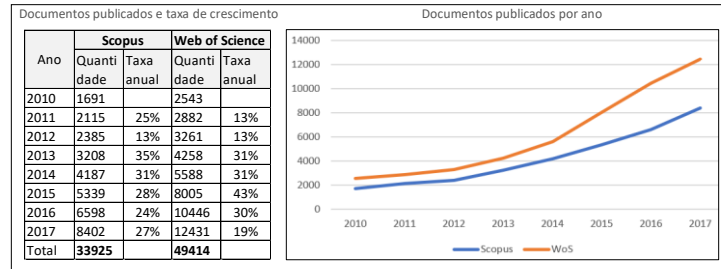
Quadro 1 – Passos da pesquisa bibliográfica.

Tema	Linguagem de consulta Scopus	Artigos	Linguagem de consulta Web of Science	Artigos
<i>Machine Learning</i>	TITLE-ABS-KEY("machine learning" OR "learning machine") AND DOCTYPE(ar OR re) AND PUBYEAR > 2009 AND PUBYEAR < 2018	33925	TÓPICO:(("machine learning" or "learning machine")) Tempo estipulado: 2010-2017.Índices: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI.	49914
Bens de Consumo	(TITLE-ABS-KEY("machine learning" OR "learning machine") AND TITLE-ABS-KEY(product OR goods) AND DOCTYPE(ar OR re) AND PUBYEAR > 2009 AND PUBYEAR < 2018)	1085	TÓPICO:(("machine learning" or "learning machine"))AND TÓPICO:(product or goods) Tempo estipulado: 2010-2017.Índices: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI.	4961
Previsão de Demanda	TITLE-ABS-KEY("machine learning" OR "learning machine") AND TITLE-ABS-KEY(product OR goods) AND TITLE-ABS-KEY(demand OR forecast OR forecasting OR predicting OR prediction) AND DOCTYPE(ar OR re) AND PUBYEAR > 2009 AND PUBYEAR < 2018	352	TÓPICO:(("machine learning" or "learning machine"))AND TÓPICO:(product or goods)AND TÓPICO:(demand or forecast or forecasting or predicting or prediction) Tempo estipulado: 2010-2017.Índices: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI.	1779
Previsão de Vendas	(TITLE-ABS-KEY("machine learning" OR "learning machine") AND TITLE-ABS-KEY(product OR goods) AND TITLE-ABS-KEY("sales forecasting" OR "demand forecasting" OR "demand prediction" OR "forecasting of demand" OR "sales prediction" OR "sales promotion" OR "products sales" OR "product's demand" OR "purchase decisions") AND DOCTYPE(ar OR re) AND PUBYEAR > 2009 AND PUBYEAR < 2018)	25	TÓPICO:(("machine learning" or "learning machine"))AND TÓPICO:(product or goods)AND TÓPICO:(("sales forecasting" or "demand forecasting" OR "demand prediction" or "forecasting of demand" or "sales prediction" or "sales promotion" or "products sales" or "product's demand" or "purchase decisions")) Tempo estipulado: 2010-2017.Índices: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI.	36
Fora do escopo	(TITLE-ABS-KEY("consumer review" OR "customer review" OR "online review" OR "product review" OR "sentiment analysis" OR "word of mouth" OR "recommender system" OR "collaborative filtering" OR passenger OR temperature OR "electric power" OR oil OR "context understanding") AND DOCTYPE(ar OR re) AND PUBYEAR > 2009 AND PUBYEAR < 2018) Obs: 8 artigos selecionados foram excluídos	17	TÓPICO:(("consumer review" or "customer review" or "online review" or "product review" or "sentiment analysis" or "word of mouth" or "recommender system" or "collaborative filtering" or passenger or temperature or "electric power" or oil or "context understanding"))Tempo estipulado: 2010-2017.Índices: SCI-EXPANDED, SSCI, A&HCI, CPCI-S, CPCI-SSH, ESCI. Obs: 12 artigos selecionados foram excluídos e 11 duplicados	13

Fonte: Autor

A pesquisa para *Machine Learning* apresenta expressivo crescimento anual, mais de 20%, tanto na base *Scopus* quanto na *Web of Science* (Figura 2).

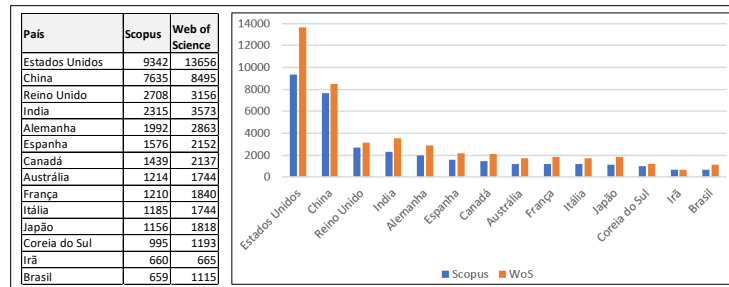
Figura 2 – Produção e crescimento anual de pesquisas sobre *Machine Learning*.



Fonte: Adaptado de Scopus e Web of Science

A Figura 3 mostra a produção por país destacando-se Estados Unidos e China com produção maior que o dobro de artigos em relação ao 3º e 4º colocados (Reino Unido e Índia). O Brasil aparece na 14ª posição.

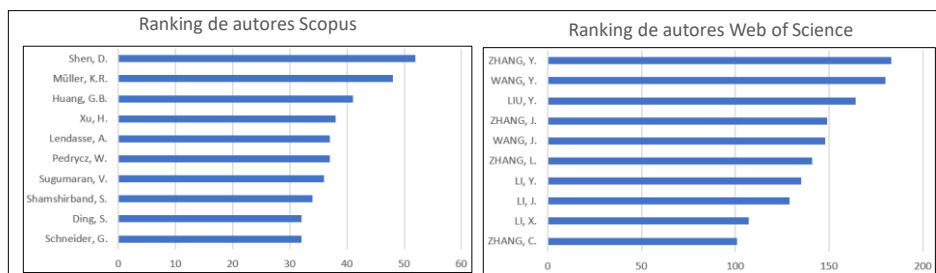
Figura 3 – Produção total de 2010 a 2017 sobre *Machine Learning* por país.



Fonte: Adaptado de Scopus e Web of Science

Os dez autores com mais publicações em *Machine Learning*, no período de 2010 a 2017, têm um total de 32 a 52 publicações cada um na base *Scopus* e de 101 a 183 na base *Web of Science* (Figura 4).

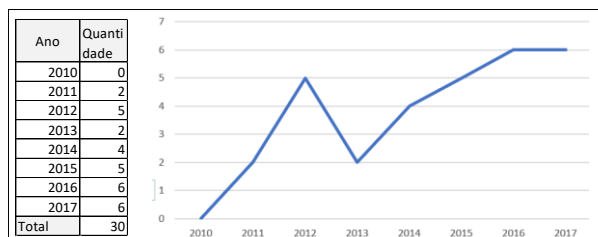
Figura 4 – Principais autores de *Machine Learning*.



Fonte: Adaptado de Scopus e Web of Science

A pesquisa sobre *Machine Learning* para previsão de demanda de bens de consumo resultou em trinta artigos, com produção crescente até 2012, queda em 2013, retomando o crescimento de 2014 a 2017 (Figura 5).

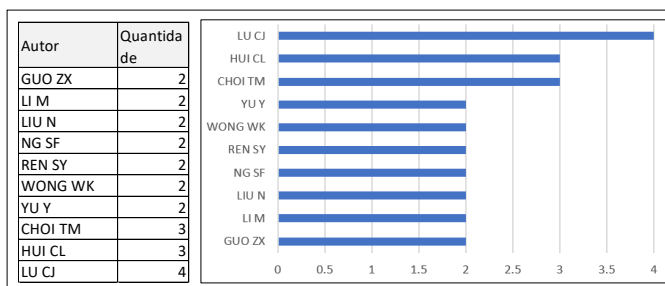
Figura 5 – *Machine Learning* para previsão de demanda de bens de consumo.



Fonte: Adaptado de Scopus e Web of Science

Entre os autores dos trinta artigos selecionados há dez autores com mais de uma publicação (Figura 6).

Figura 6 – Principais autores ML na previsão de demanda bens de consumo.



Fonte: Adaptado de Scopus e Web of Science

O Quadro 2 apresenta a lista dos artigos selecionados, com autores e número de citações, ordenados por ano de publicação.

Quadro 2 – Artigos selecionados na pesquisa bibliométrica.

Seq.	Ano	Citações	Autores	Título
1	2017		Da Silva I.D., Moura M.D.C., Didier Lins I., López Droguett E., Braga E.	Non-Stationary Demand Forecasting Based on Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machines
2	2017		Lee T.-S., Lu C.-J., Cheng T.-F.	Hotel sales forecasting based on variable selection techniques and extreme learning machine
3	2017		Qu T., Zhang J.H., Chan F.T.S., Srivastava R.S., Tiwari M.K., Park W.-Y.	Demand prediction and price optimization for semi-luxury supermarket segment
4	2017	1	Chen I.-F., Lu C.-J.	Sales forecasting by combining clustering and machine-learning techniques for computer retailing
5	2017		Netisopakul P., Leenawong C.	Multiple linear regression using gradient descent: A case study on Thailand car sales
6	2017		Ren, SY; Chan, HL; Ram, P	A Comparative Study on Fashion Demand Forecasting Models with Multiple Sources of Uncertainty
7	2016	17	Ferreira K.J., Lee B.H.A., Simchi-Levi D.	Analytics for an online retailer: Demand forecasting and price optimization
8	2016	3	Tehrani, AF; Ahrens, D	Enhanced predictive models for purchasing in the fashion field by using kernel machine regression equipped with ordinal logistic regression
9	2016		Teucke, M; Ait-Alla, A; El-Berishy, N; Beheshti-Kashi, S; Lutjen, M	Forecasting of Seasonal Apparel Products
10	2016		Kaneko, Y; Yada, K	A Deep Learning Approach for the Prediction of Retail Store Sales

continua

Quadro 2 – Artigos selecionados na pesquisa bibliométrica.

continuação

Seq.	Ano	Citações	Autores	Título
11	2016		Pinho, JM; Oliveira, JM; Ramos, P	Sales Forecasting in Retail Industry Based on Dynamic Regression Models
12	2016	1	Fujimaki R., Muraoka Y., Ito S., Yabe A.	From prediction to decision making - Predictive optimization technology
13	2015	1	Ochiai K.	Predictive analytics solution for fresh food demand using heterogeneous mixture learning technology
14	2015	4	Wang Y., Chattaraman V., Kim H., Deshpande G.	Predicting Purchase Decisions Based on Spatio-Temporal Functional MRI Features Using Machine Learning
15	2015		Wu J., Zheng S.	Forecasting for fast fashion products based on web search data by using OS-ELM algorithm
16	2015	1	Islek, I; Oguducu, SG	A Retail Demand Forecasting Model Based on Data Mining Techniques
17	2015	1	Ponce, H; Miralles-Pechuan, L; Martinez-Villasenor, MD	Artificial Hydrocarbon Networks for Online Sales Prediction
18	2014	16	Lee H., Kim S.G., Park H.-W., Kang P.	Pre-launch new product demand forecasting using the Bass model: A statistical and machine learning-based approach
19	2014	28	Lu, CJ	Sales forecasting of computer products based on variable selection scheme and support vector regression
20	2014	28	Choi, TM; Hui, CL; Liu, N; Ng, SF; Yu, Y	Fast fashion sales forecasting with limited data and time
21	2014		Lu, CJ; Chang, CC	A Hybrid Sales Forecasting Scheme by Combining Independent Component Analysis with K-Means Clustering and Support Vector Regression
22	2013	19	Guo Z.X., Wong W.K., Li M.	A multivariate intelligent decision-making model for retail sales forecasting
23	2013	2	Liu, N; Ren, SY; Choi, TM; Hui, CL; Ng, SF	Sales Forecasting for Fashion Retailing Service Industry: A Review
24	2012	19	Lu C.-J., Shao Y.E.	Forecasting computer products sales by integrating ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine
25	2012		Guo, ZX; Li, M; Wong, WK; Guo, X	Intelligent multivariate sales forecasting using wrapper approach and neural networks
26	2012	7	Lu, CJ; Shao, YIE	Forecasting Computer Products Sales by Integrating Ensemble Empirical Mode Decomposition and Extreme Learning Machine
27	2012	2	Soguero-Ruiz C., Gimeno-Blanes F.-J., Mora-Jiménez I., Martínez-Ruiz M.P., Rojo-Álvarez J.-L.	On the differential benchmarking of promotional efficiency with machine learning modelling (II): Practical applications
28	2012	5	Kandananond K.	A comparison of various forecasting methods for autocorrelated time series
29	2011	41	Yu Y., Choi T.-M., Hui C.-L.	An intelligent fast sales forecasting model for fashion products
30	2011	39	Chen F.L., Ou T.Y.	Sales forecasting system based on Gray extreme learning machine with Taguchi method in retail industry

Fonte: Autor

Para responder à questão do estudo, sobre quais são os benefícios de negócio obtidos pelo uso de *Machine Learning* para previsão de demanda de bens de consumo, o Quadro 3 foi elaborado com a compilação dos benefícios declarados nos artigos selecionados, incluindo os tipos de negócio endereçados, as técnicas de *Machine Learning* e as variáveis de dados utilizados.

Quadro 3 – Benefícios do *Machine Learning* para previsão de demanda.

Seq.	Foco do artigo	Tipo de Negócio	Desafios do Negócio	Benefícios	Técnicas de <i>Machine Learning</i> (ML)	Variáveis relevantes
1	Utilização conjunta das técnicas EMD-PSO-SVM como ferramenta para a previsão de demandas	logurtes	Curta validade dos produtos	Reduzir perdas	<i>Empirical Mode Decomposition</i> (EMD), <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO) e <i>Support Vector Machines</i> (SVM)	Histórico da demanda agregada de dois produtos: vol. de vendas, histórico de vendas de 2005 a 2009, em três capitais do Brasil.
2	Variáveis de previsão de vendas	Hotel	Capacidade fixa, altos custos, inventário perecível	Maior eficácia de gerenciamento de vendas	<i>Stepwise Regression</i> , <i>Genetic Algorithm</i> , <i>Greedy Algorithm</i> e <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Histórico de vendas, indicadores macroeconômicos e indicadores técnicos
3	Um sistema de suporte à decisão para precificação e otimização de receita	Supercado semi-luxo	Produtos de alto valor com demanda sazonal e suscetível	Previsão semanal da demanda	<i>Regression tree/Random forest</i>	Dados de vendas de lojas em dois anos e meio, incluindo feriados, descontos, estoque e fatores regionais
4	Comparação de métodos de previsão (Forecast)	Varejo de computadores	Desempenho de vendas e gestão de estoque	Melhora da acurácia da previsão de vendas	<i>Support Vector Regression</i> (SVR) e <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Dados reais de vendas de PCs, Notebooks e telas LCD
5	Comparação de <i>Machine Learning</i> com ferramenta estatística	Indústria de automóveis	Planejamento de produção em função da flutuação na venda	Resultados semelhantes aos de ferramentas estatísticas	<i>Gradient Descent</i> (GD)	Histórico de dez anos de venda de carros, PIB, Taxa de empréstimo de 12 meses, estação do ano, eventos
6	<i>Ranking</i> de modelos de previsão de demanda para <i>Fast Fashion</i>	Varejo de moda <i>Fast Fashion</i>	Demanda altamente volátil e múltiplas unidades de estoque	Rapidez e confiabilidade da previsão de vendas	<i>Extreme Learning Machine</i> (ELM) e <i>Grey Model</i> (GM)	Histórico de vendas, pontos de venda

continua

Quadro 3 – Benefícios do *Machine Learning* para previsão de demanda.

continuação

Se q.	Foco do artigo	Tipo de Negócio	Desafios do Negócio	Benefícios	Técnicas de <i>Machine Learning</i> (ML)	Variáveis relevantes
7	Previsão de demanda	Loja <i>online</i> de moda	Previsão de demanda e precificação de produtos nunca vendidos (maioria)	Aumento da receita em 9,7% (decisões de preço multiproducto em base dia)	<i>Regression Tree</i> (previsão de demanda) e técnicas de otimização de preços	Histórico de vendas, estoque inicial, eventos de marca, estrutura hierárquica e atributos de produto
8	Identificar classes de produtos de moda em termos de vendas	Varejo de moda	Prever quais produtos terão altas vendas	Redução de perdas (write off) e aumento de receita	<i>Kernel Machines</i> e abordagem probabilística (robusta para <i>Outliers</i>)	Dados de vendas, catálogos
9	Seleção de métodos para melhorar a previsão de demanda de produtos de moda / sazonais	Indústria de moda	Obter previsões mais precisas a tempo de tomar decisões de produção & falta de histórico de vendas	Melhoria dos volumes de produção & Redução de falta ou de excedente de estoques	<i>Artificial Neural Network</i> (ANN), <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM), <i>Evolutionary Neural Network</i> (ENN), combinação com <i>Fuzzy Logic</i>	Pedidos Antecipados dos varejistas (antes da produção), Pedidos durante o período de vendas
10	Construir um modelo de previsão de vendas para lojas de varejo usando <i>Deep Learning</i>	Lojas de Varejo	Melhor previsão de vendas e gerenciamento das lojas	Precisão de previsão de vendas de 86% (melhor que anterior)	<i>Deep Learning</i>	Dados diários de vendas de três anos dos pontos de venda
11	Comparar modelo de Regressão Dinâmica x modelo puro de Séries Temporais	Varejo	Dificuldade para previsão de vendas em função das promoções	Melhor previsão de vendas considerando promoções	Modelo de Regressão Dinâmica	Dados de vendas de 3,5 anos de lojas de varejo
12	Combinação de predição com otimização de preços	Varejo de bebidas	Melhorar confiabilidade de predições e tomada de decisões	Melhores previsões, aumento de vendas em 16% (estimado)	<i>Heterogeneous Mixture Learning Technology</i>	Histórico de vendas em loja
13	Previsão de demanda altamente precisa para alimentos frescos	Mercearias com produtos de curta validade	Redução do custo de descarte de produtos não vendidos	Automação de pedidos, otimização de estoques nas lojas, redução de perda de alimentos	<i>Heterogeneous Mixture Learning Technology</i>	Desempenho de vendas por período, produtos descartados, produtos faltantes, clima e campanhas
14	Modelo de Neuromarketing, pela previsão de decisões de compra a partir de imagens	Diversos (prever decisões de compra de clientes)	Planejamento em função das decisões de compra do consumidor	Decisões com base na predição das decisões de compra dos clientes com 71% de acurácia	<i>Recursive Cluster Elimination based Support Vector Machine</i> (RCE-SVM)	Dados espaço-temporais de Imagens de produtos (Ressonância magnética funcional-fMRI), sinais cerebrais, decisões
15	Modelo de predição com base em histórico de vendas e dados de pesquisa na internet (Web search data)	Varejo de moda <i>Fast Fashion</i>	Demanda altamente volátil e ciclo de vida muito curto de produtos	Maior acurácia que modelos estatísticos tradicionais e prever o ponto de inflexão na tendência popular	<i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Histórico de vendas, dados da internet (consumidores, tendências)
16	Metodologia para previsão de demanda considerando vários produtos e depósitos	Varejo (com depósitos de produtos distribuídos regionalmente)	Previsão de demanda de vários produtos e vários depósitos	Aumento considerável do desempenho e acurácia das previsões	Algoritmo <i>Bayesian Network</i>	Tamanho da Região, armazém, quantidade de clientes, tipo de produto
17	Comparar técnicas tradicionais de <i>Machine Learning</i> com <i>Artificial Hydrocarbon Networks</i> (AHN)	Vendas de varejo <i>online</i>	Alta dinâmica e competição de mercado	Potencial de melhor previsão de vendas	<i>Artificial Hydrocarbon Networks</i> (AHN) - aprendizado supervisionado	Histórico de vendas <i>online</i>
18	Previsão de demanda pré-lançamento	TV 3D	Previsão de demanda para novos produtos	Acurácia da previsão de demanda	<i>Multiple Linear Regression</i> , <i>K Nearest Neighbor Regression</i> , <i>Artificial Neural Networks</i> , <i>Support Vector Regression</i> , <i>Classification and Regression Tree</i> , <i>Gaussian Process Regression</i>	Dados de atributos de produto e difusão de produto
19	Melhorar precisão da previsão de vendas	Varejo de produtos de computação	Produtos altamente substituíveis com mudanças drásticas de demanda	Melhorar eficácia do gerenciamento de vendas	<i>Multivariable Adaptive Regression Splines</i> (MARS) e <i>Support Vector Regression</i> (SVR)	Dados de vendas semanais e indicadores técnicos de mercado de ações
20	Algoritmo inteligente de previsão	Varejo de moda (vendas rápidas)	Pouco tempo para tomada de decisões e previsões, dados limitados	Previsão de demanda para modelo de moda rápida (<i>fast fashion</i>)	<i>Extreme Learning Machine</i> (ELM) e <i>Grey Model</i> (GM)	Dados de venda reais e artificiais
21	Modelo híbrido de previsão de vendas	Venda de produtos de TI	Confiabilidade da previsão de vendas	Modelo de previsão melhor que os anteriores	<i>Independent Component Analysis</i> (ICA), <i>K-Means Clustering</i> e <i>Support Vector Regression</i> (SVR)	Dados de venda
22	Previsão de venda com multivariáveis baseado em vendas antecipadas	Varejo	Previsão de vendas mais precisas	Previsão de reabastecimento precisa melhorando a eficiência da cadeia de suprimentos	<i>Multivariate Intelligent Decision-Making Model</i> (MID), <i>Harmony Search-Wrapper-Based Variable Selection</i> (HWVS) e <i>Multivariate Intelligent Forecaster</i> (MIF)	Histórico de preço de venda, estilo, material, estratégia de promoção, quantidade comprada, data de saída, vida útil, volume inicial de vendas, clima, índice econômico
23	Revisão da literatura sobre previsão de vendas de varejo de moda	Varejo de moda	Previsão de vendas de produtos de muita volatilidade e curto ciclo de vida	Gestão apropriada de estoques	<i>Artificial NN</i> (ANN), <i>Fuzzy</i> , <i>Evolutionary NN</i> (ENN), <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM), <i>Extended ELM</i> (EELM)	Dados de vendas, características de produtos, tendências de moda
24	Previsão de vendas	Venda de produtos de computação	Demanda incerta, rápida obsolescência.	Acurácia, economia, competitividade, relacionamento canal e satisfação de clientes	<i>Ensemble Empirical Model Decomposition</i> (EEMD) e <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Dados de vendas dos produtos

continua

Quadro 3 – Benefícios do *Machine Learning* para previsão de demanda.

continuação

Se q.	Foco do artigo	Tipo de Negócio	Desafios do Negócio	Benefícios	Técnicas de <i>Machine Learning</i> (ML)	Variáveis relevantes
25	Modelo de decisão inteligente multivariada (MID) para previsão de vendas	Varejo	Previsão de vendas com base em vendas antecipadas	Previsões superiores com <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	<i>Harmony Search-Wrapper-based Variable Selection</i> (HWVS) com <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Vendas antecipadas, volumes de venda de produtos
26	Modelo híbrido para previsão de vendas	Venda de produtos de computação	Acurácia na previsão de vendas	Superou outros quatro modelos de previsão de vendas de computadores	<i>Ensemble Empirical Model Decomposition</i> (EEMD) e <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Dados de venda de produtos
27	Modelo de estimativa de vendas promocionais utilizando técnicas de ML para produto sazonal (cerveja) e não sazonal (leite)	Leite e Cerveja	Estimar vendas em ambiente complexo de atividades promocionais simultâneas e concorrentes	Maior previsibilidade de promoções (eficiência promocional)	<i>k-Nearest Neighbours</i> , <i>General Regression Neural Networks</i> , <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP), e <i>Support Vector Machines</i> (SVM)	Dados de vendas, mudanças de preço, características de promoções
28	Combinação de técnicas tradicionais e de <i>Machine Learning</i> para previsão de demanda	Empresa de produtos de consumo	Dificuldade na previsão - estrutura complexa de produtos	Maior qualidade de previsão de vendas (SVM melhor que ANN e ARIMA)	<i>Artificial Neural Network</i> (ANN) e <i>Support Vector Machine</i> (SVM)	Demanda atual de seis produtos diferentes
29	Previsão de vendas rápidas (<i>fast sales</i>)	Varejo de moda e Loja <i>online</i> de moda	Grande variedade de produtos (SKUs) e necessidade de previsão rápida	Previsão mais rápida	<i>Extreme Learning Machine</i> (ELM)	Volume de vendas, cores, tamanho, preço
30	Integrar técnicas de <i>Machine Learning</i> com o método Taguchi para previsão de vendas	Varejo	Melhorar acurácia da previsão de vendas: satisfação dos clientes, reduzir destruição de produtos, aumentar receita e planejar a produção.	Melhora na acurácia da previsão de vendas	<i>Gray relation analysis</i> (GRA) e <i>Extreme Learning Machine</i> (ELM) ou GELM	Dados de vendas reais

Fonte: Autor

Nota-se no Quadro 3 a busca pela melhoria na precisão das previsões de venda, com benefícios em economia de custos de estoques, maior eficiência da cadeia de suprimentos, redução de perdas por descarte de produtos e melhora de receita por atender melhor às demandas dos clientes.

Os segmentos de negócio com benefícios observados foram aqueles em que os produtos têm curta validade, ciclo de vida rápido, ou produtos inovadores para os quais não há dados históricos para estudos de regressão. Os principais setores mencionados foram de alimentos, produtos perecíveis, lojas de varejo, produtos de computação e produtos de moda como vestuário e calçados.

Em relação a *Machine Learning* foi relatada a utilização de Redes Neurais, ou *Neural Networks*, a adoção de novas técnicas para melhoria do desempenho e da precisão das previsões, incluindo *Deep Learning*, como *Extreme Learning Machine* (ELM) e *Support Vector Machines* (SVM), além de métodos híbridos.

5. Considerações finais

A utilização das bases de dados *Scopus* e *Web of Science* para a pesquisa bibliográfica resultou em uma lista de artigos coerentes com os objetivos de pesquisa, publicados em periódicos relevantes, com total de 235 citações para os 30 artigos selecionados. Os benefícios extraídos dos artigos selecionados (Quadro 3) respondem à questão da pesquisa apresentando os benefícios de negócio pelo uso de *Machine Learning* para previsão de demanda.

Uma análise do Quadro 3 poderá sugerir novos temas de pesquisa sobre os benefícios do *Machine Learning* para previsão de demanda, como para um setor de negócios específico, produto, variáveis chave ou principais técnicas. Temas adjacentes, excluídos do escopo desse trabalho, também poderão ser objeto de estudo: análise de sentimentos internet, impacto na demanda por avaliações de produtos, sugestão *online* de produtos com base no perfil do consumidor e precificação em tempo real em sítios de comércio eletrônico.

Referências

- CHOI, TM.; HUI, CL.; LIU, N.; NG, SF.; YU, Y. Fast fashion sales forecasting with limited data and time. *Decision Support Systems*, v. 59, n. 1, p. 84-92, 2014.
- CHUI M.; MANYIKA J.; MIREMADI M.; HENKE N.; CHUNG R.C.; NEL P.; MALHOTRA S. Notes From The Ai Frontier: Insights From Hundreds Of Use Cases. *Mckinsey Global Institute*, 2018.
- DA SILVA, I.D.; MOURA, M.D.C.; DIDIER LINS, I.; LÓPEZ DROGUETT, E.; BRAGA, E. Non-Stationary Demand Forecasting Based on Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machines. *IEEE Latin America Transactions*, 15 (9), art. no. 8015086, p. 1785-1792, 2017.
- FERREIRA K.J.; LEE B.H.A.; SIMCHI-LEVI D. Analytics for an online retailer: Demand forecasting and price optimization. *Institute for Operations Research and the Management Sciences*, v. 18, n. 1, p. 69-88, 2016.
- GUEDES, V; BORSCHIVER, S. Bibliometria: uma ferramenta estatística para a gestão da informação e do conhecimento, em sistemas de informação, de comunicação e de avaliação científica e tecnológica. *CINFORM–Encontro Nacional de Ciência da Informação*, v. 6, 2005.
- GUO, Z.X.; WONG, W.K.; LI, M. A multivariate intelligent decision-making model for retail sales forecasting. *Decision Support Systems*, v. 55, n. 1, p. 247-255, 2013.
- LEE, T.-S.; LU, C.-J.; CHENG, T.-F. Hotel sales forecasting based on variable selection techniques and extreme learning machine. *Journal of Quality*, 24 (6), p. 411, 2017.
- LU, C.-J. Sales forecasting of computer products based on variable selection scheme and support vector regression. *Neurocomputing*, n. 128, p. 491-499, 2014.
- LU, C.-J.; SHAO, Y.E. Forecasting computer products sales by integrating ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine. *Mathematical Problems in Engineering*, art. no. 831201, 2012.
- OCHIAI, K. Predictive analytics solution for fresh food demand using heterogeneous mixture learning technology. *NEC Technical Journal*, v.10, n.1, p. 83-86, 2015.
- YU Y.; CHOI T.-M.; HUI C.-L. An intelligent fast sales forecasting model for fashion products. *Expert Systems with Applications*, v. 38, n. 6, p. 7373-7379, 2011.