

PREVISÃO DE DEMANDA INTERMITENTE ATRAVÉS DO ALGORITMO DE AGREGAÇÃO MÚLTIPLA E MÉTODOS CROSTON EM UMA INDÚSTRIA DE SISTEMAS DE REFRIGERAÇÃO

Camila Corrêa (UDESC) camilacorrea1209@gmail.com
A. René Santa Cruz R. (UDESC) adolfo.rodriguez@udesc.br

Resumo

A previsão da demanda é um dos principais fatores que contribui para a eficiência na cadeia produtiva das empresas, quanto maior sua “acuracidade” menor será o impacto no nível de atendimento e custos na cadeia de suprimento. Nesse contexto, esta pesquisa tem como objetivo estimar e comparar a previsão da demanda de peças de reposição de uma indústria Brasileira, de sistemas de refrigeração que comercializa seus produtos em mais de 80 países, através da aplicação de duas abordagens: i) previsão da demanda mediante o recente algoritmo MAPA (Intermittent Multiple Aggregation Prediction Algorithm) baseada na agregação temporal e contínua de múltiplos níveis da série de tempo, e ii) por meio dos métodos clássicos de Croston e seus principais métodos derivados. As previsões dentro e fora da amostra foram calculadas mediante o software R e RStudio com as bibliotecas “forecast”, “tsintermittent” e “mapa”. A partir da interpretação dos resultados e, também com a comparação entre os erros calculados para cada método, foi possível sugerir o modelo mais adequado para cada uma das peças, podendo-se então concluir que o algoritmo de previsão MAPA, no presente caso, apresentou maior contribuição para as previsões de demanda intermitente das peças de reposição.

Palavras-Chaves: previsão da demanda, demanda intermitente, métodos Croston, algoritmo MAPA.

1. Introdução

O principal desafio encontrado pelas organizações na atualidade é permanecer competitiva frente à concorrência, enfrentando as constantes mudanças no ambiente econômico e político. Diante deste contexto, as organizações industriais e de serviço necessitam buscar melhorias contínuas nos seus negócios em geral (HAYES et al., 2008). Desta forma, o planejamento torna-se fundamental para administrar uma empresa.

Segundo Martins e Laugeni (2005) planejamento é o processo que descreve atividades necessárias para ir da realidade ao objetivo final estipulado. Na fase de planejamento são determinadas as ações que serão tomadas no futuro. O primeiro passo no planejamento é, portanto, prever, ou estimar a demanda futura por produtos e serviços e os recursos necessários para produzi-los. As estimativas da demanda futura comumente são chamadas de previsões de vendas, elas são o ponto de partida para todas as outras previsões na gestão da produção e operação (GAITHER; FRAZIER, 2002).

A previsão da demanda é, portanto, um dos principais fatores que contribui para a eficiência na cadeia produtiva das empresas. Neste sentido, quanto maior a “acuracidade” da previsão da demanda, menor será o impacto no nível de atendimento e custos na cadeia de suprimento. O não atendimento destas condições aumenta os custos do produto e afeta a lucratividade do negócio.

A seleção e parametrização dos métodos e modelos para a previsão da demanda é uma tarefa desafiadora. Podem-se dividir os métodos em duas grandes categorias: os qualitativos e os quantitativos. Os métodos qualitativos são subjetivos, baseados nas opiniões de especialistas, enquanto os métodos quantitativos utilizam séries históricas de dados e modelos estatísticos. (MONTGOMERY; JENNINGS; KULAHCI, 2011). Os métodos quantitativos podem, ainda, ser classificados em econométricos ou de séries temporais, ou seja, aqueles que possuem relações de causa e efeito ou que utilizam apenas os dados históricos, sem pesquisar possíveis variáveis causais, respectivamente.

No mundo globalizado e com cenários cada vez mais competitivos, a estimação da demanda futura de um produto apresenta maior complexidade quando a demanda tem comportamento intermitente ao longo do tempo. A partir de um método desenvolvido por Croston (1972) na década dos anos setenta, vários outros métodos e modelos foram propostos na literatura para a previsão da demanda com séries de tempo que apresentam valores zero ou demandas nulas durante alguns períodos.

Assim, este trabalho tem como objetivo estimar e comparar a previsão da demanda de peças de reposição de sistemas de refrigeração de uma indústria através da aplicação de duas abordagens: i) previsão da demanda mediante o algoritmo MAPA (*Intermittent Multiple Aggregation Prediction Algorithm*) baseada na agregação temporal e contínua de múltiplos níveis da série de tempo, e ii) por meio dos métodos clássicos de Croston e seus principais métodos derivados.

Para cumprir com esse objetivo, o restante deste artigo está organizado da seguinte maneira: a Seção 2 apresenta uma revisão bibliográfica do método original de previsão intermitente de Croston, os principais métodos clássicos derivados desse método, e o recente algoritmo de previsão intermitente MAPA (*Multiple Aggregation Prediction Algorithm*) baseado na agregação múltipla das séries de tempo. Já a Seção 3 se refere à metodologia e dados usados no presente trabalho. Os resultados e a discussão dos mesmos são expostos na seção 4. Por fim, as conclusões são apresentadas na seção 5.

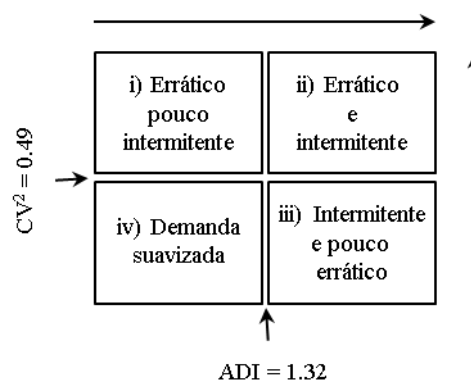
2. Referencial teórico

Esta seção visa definir bases teóricas fundamentais às análises que são realizadas posteriormente no presente artigo.

2.1. Caracterização da demanda intermitente

Segundo Syntetos; Boylan e Croston (2005), as séries de tempo com vários períodos de demanda zero podem ser caracterizadas em quatro tipos em função da sua intermitência e comportamento errático. Para tanto, dois coeficientes são necessários, a variação quadrática CV^2 e a média dos intervalos entre as demandas ADI (por suas iniciais em inglês). A Figura 1 mostra essa tipologia com os valores limite dos coeficientes.

Figura 1 – Tipologia da demanda intermitente



Fonte: adaptado de Ghobbar; Friend (2002)

De essa forma, a demanda é classificada em: i) errática, quando o tamanho da demanda apresenta demasiada variabilidade; ii) intermitente, quando a série tem valores nulos; iii)

irregular ou *lumpy*, quando é elevada a variabilidade do tamanho da demanda e dos períodos entre duas demandas não nulas; iv) atenuada, quando a variabilidade do tamanho da demanda e dos períodos entre as demandas não nulas é relativamente baixa.

2.2. Métodos de previsão intermitente

Croston (CROSTON, 1972) foi um dos primeiros autores em demonstrar que os métodos clássicos de suavização exponencial apresentavam desvios importantes na previsão das demandas intermitentes. O método de Croston (doravante CRO) tem como base a suavização exponencial simples e divide a série de tempo em duas partes. A primeira, uma série com os dados positivos da demanda, e a segunda, com os tempos entre as demandas consecutivas não nulas. Em ambas as situações são feitas as projeções dos dados através da suavização exponencial simples e os resultados são atualizados quando existe um valor não nulo da demanda. Nesse processo, o parâmetro de atenuação alfa é constante. As seguintes expressões descrevem o método CRO. (XU; WANG; SHI, 2012).

$$Z'_t = \frac{D_t}{F_t} \quad (1)$$

$$D_t = \alpha d_t + (1 - \alpha)D_{t-1} \quad (2)$$

$$F_t = \alpha k_t + (1 - \alpha)F_{t-1} \quad (3)$$

Onde:

Z'_t : previsão para o período de tempo t ;

d_t : demanda do período t ;

\hat{D}_t : previsão da demanda não nula no seguinte período t ;

\hat{F}_t : previsão no intervalo de demanda;

k : intervalo desde a última demanda não nula;

α : parâmetro de suavização, $0 \leq \alpha \leq 1$.

A Figura 2 apresenta o algoritmo do método Croston. Estudos posteriores identificaram desvios positivos nos resultados da previsão calculados através do método CRO (SYNTETOS; BOYLAN, 2001), varias correções foram desenvolvidas. Duas são as mais importantes, a correção conhecida como Croston-SBA (doravante SBA) e a Croston-SBJ

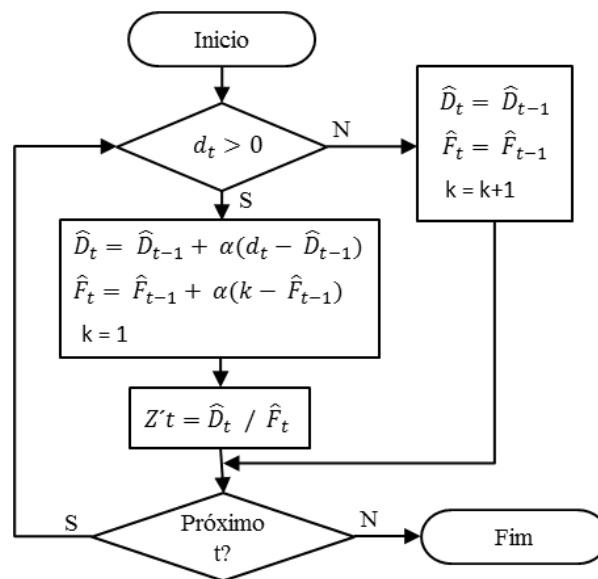
(doravante SBJ). O método SBA modifica o fator multiplicativo da previsão mediante a seguinte equação (SYNTETOS; BOYLAN, 2005):

$$Z't = \left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \frac{\widehat{D}_t}{\widehat{F}_t} \quad (4)$$

A correção SBJ modifica esse fator em conformidade com o comportamento do tipo Poisson da demanda através da seguinte expressão (SHALE; BOYLAN; JOHNSTON, 2006):

$$Z't = \left(1 - \frac{\alpha}{2 - \alpha}\right) \frac{\widehat{D}_t}{\widehat{F}_t} \quad (5)$$

Figura 2 – Algoritmo do método Croston

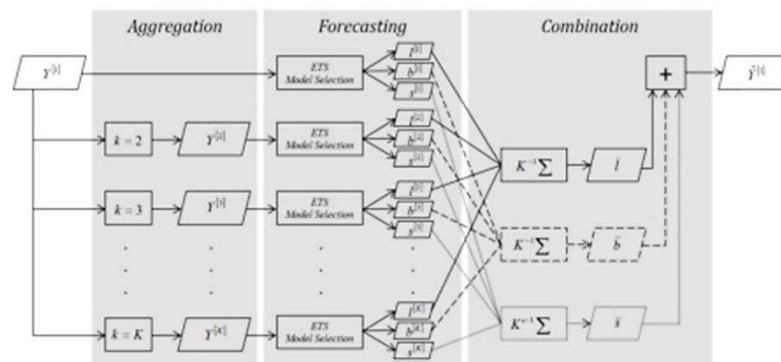


Fonte: adaptado de Sahin; Kizilaslan e Demirei (2013)

Seguindo uma abordagem diferente, Kourentzes, Petropoulos e Trapero (2014) desenvolveram recentemente um algoritmo baseado na técnica de agregação temporal da série de tempo denominado *Multiple Aggregation Prediction Algorithm* MAPA e estendida para as demandas intermitentes. São duas as características principais do algoritmo, a agregação temporal e a combinação das previsões. Segundo Kourentzes e Petropoulos (2016) o algoritmo MAPA tem três etapas. Inicialmente a série de tempo da demanda com n dados é

agregada em vários níveis não sobrepostos de tamanho k obtendo-se n/k subséries agregadas. Na segunda etapa, em cada nível de agregação um método de previsão intermitente é ajustado. Para esse fim, podem-se usar qualquer método de previsão, porém os métodos baseados em suavização exponencial são os adequados. Outros elementos como a sazonalidade e a tendência são combinados de forma aditiva ou multiplicativa de acordo com as características da série de demanda. A última etapa é a combinação de todos os componentes estimados em todos os níveis da agregação, esta combinação pode ser feita através das médias não ponderadas ou a mediana. Para gerar o resultado final da previsão para h períodos posteriores, os componentes agregados podem ser adicionados como partes de uma expressão aditiva. A Figura 3 mostra a diferença entre os métodos clássicos e o algoritmo MAPA.

Figura 3 – Algoritmo MAPA



Fonte: Kourentzes, Petropoulos e Trapero (2014)

3. Metodologia

O presente trabalho pode ser classificado como de pesquisa exploratória, descritiva e aplicada. Exploratória, pois visa proporcionar maior familiaridade com o problema, e descritiva, por preocupar-se em observar os fatos, analisá-los, classificá-los e interpretá-los sem que o pesquisador interfira neles (GIL, 2010). Aplicada, visto que objetiva solucionar um problema a partir da observação de dados reais de uma empresa. Já do ponto de vista da abordagem do problema, a pesquisa pode ser categorizada como sendo quantitativa, pois requer o uso de recursos matemáticos e técnicas estatísticas para analisar o problema.

Esta pesquisa refere-se a uma indústria presente no mercado de sistemas de refrigeração que comercializa seus produtos em mais de 80 países atendendo os mais diversos clientes ao redor do mundo. A análise concentra-se na demanda de itens de peças de reposição de sistemas de refrigeração que apresenta comportamento intermitente.

A partir de um software de gestão empresarial foi possível obter as informações das vendas, com resultados mensais referentes aos anos de 2011 a 2016 até o mês de julho. A seguir, foi realizada uma análise exploratória dos dados coletados com o intuito de conhecer o comportamento das vendas.

Para a previsão dentro da amostra foram utilizadas 66 observações. Já para a previsão fora da amostra as séries de tempo foram divididas em dois grupos, o primeiro com um número determinado de valores para estimar a previsão, e o segundo conjunto reduzido de dados para efeito de validação e controle de erros. Para esse fim, foram testadas três proporções de subséries de treinamento e de testes, (90-10)%, (80-20)% e (70-30)% respectivamente.

A análise da previsão da demanda é realizada em duas fases. Inicialmente é caracterizada a série de tempo intermitente em conformidade com os valores dos coeficientes CV2 e ADI. São adotadas duas abordagens para a previsão da demanda; a primeira por meio de métodos clássicos de previsão intermitente Croston (CRO) e seus derivados SBA e SBJ; e a segunda mediante o algoritmo MAPA. Em ambas as situações, são estimadas as previsões dentro e fora da amostra.

Para os cálculos foi selecionado o software R e o RStudio, que consiste em um ambiente de desenvolvimento integrado GNU no R. Este software constitui-se de um sistema para computação estatística e gráfica, contendo diversos pacotes que permitem a aplicação de variadas técnicas estatísticas. Dentre os pacotes utilizados, o “forecast” serve para exibir e analisar métodos e ferramentas de previsão de séries temporais, o “tsintermittent” para análise e previsão de séries de demanda intermitente, e “mapa” para o algoritmo *Multiple Aggregation Prediction Algorithm*.

As validações e controles da previsão foram realizados em duas etapas com estatísticos de ajuste mais recorrentes na literatura, a saber, Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE), Erro Absoluto Médio (MAE), e Erro Percentual Absoluto Médio (MAPE). Para a análise dentro da amostra é necessária à totalidade dos dados mensais. Para a análise fora a amostra, a série é subdividida em três partes nas proporções (90-10)%, (80-20)% e (70-30)%, a primeira com

informação mensal para treinamento e estimação da previsão, e a segunda para validação e controle.

4. Resultados e discussão

A caracterização demanda é feita em concordância com os valores dos coeficientes ADI e CV2. A Tabela 1 mostra as características da demanda de cada peça de reposição. Nota-se que as séries de tempo têm elevado desvio padrão e apresentam demandas nulas variando de 4,55% até 48,48%. Um dos casos apresenta menor grau de intermitência e variabilidade, segundo a literatura é recomendável estimar a previsão mediante o método de Croston e nos restantes a través do método SBA. (GHOBBAR; FRIEND, 2002).

Em conformidade com os coeficientes CV2 e ADI, as cinco primeiras peças apresentam séries de tempos intermitentes e pouco erráticos. Já a última peça tem demanda suavizada.

Tabela 1 – Características da série de tempo

Média	Desvio padrão	Zeros (%)	CV2	ADI	Tipo	Método
913,70	1.005,73	40,90	0,32	1,68	3 - Intermitente	SBA
1.668,46	1.490,97	34,85	0,18	1,52	3 - Intermitente	SBA
1.108,37	1.008,12	31,82	0,25	1,46	3 - Intermitente	SBA
1.106,98	1.233,60	48,48	0,15	1,94	3 - Intermitente	SBA
1.829,10	1.712,35	34,85	0,23	1,52	3 - Intermitente	SBA
689,80	479,92	4,55	0,42	1,05	4 - Suavizada	CRO

Fonte: os autores

A estimação da previsão dentro da amostra é feita através do algoritmo MAPA e dos métodos clássicos CRO, SBA e SBJ. Considerando-se os valores de RMSE e MAE a Tabela 2 recolhe os resultados da previsão de todas as peças de reposição. Nota-se que contrariamente à recomendação apontada na Tabela 1, segundo o RMSE os resultados mostram o algoritmo CRO para a estimação da demanda de cinco peças, enquanto que o algoritmo MAPA apresentou melhor desempenho na previsão da segunda peça.

Tabela 2 – Previsão dentro da amostra

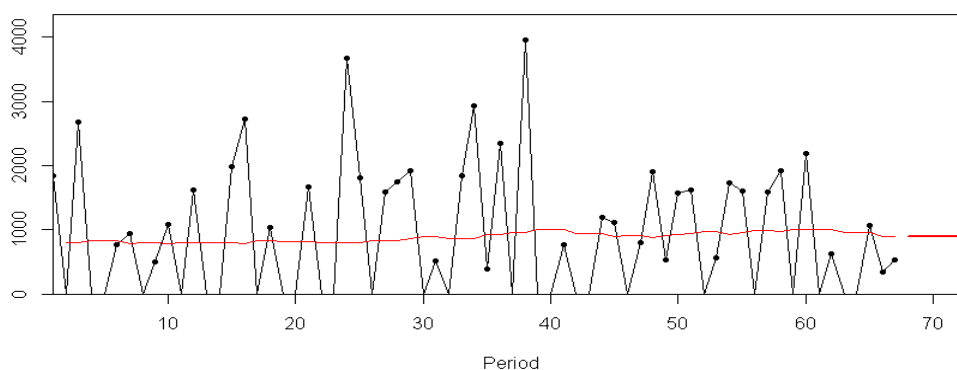
Série	RMSE	Método	Previsão	MAE	Método	Previsão
1	1.504,73	CRO	1.679,87	1.240,62	CRO	1.679,87
2	986,04	MAPA	1.102,76	791,15	MAPA	1.102,76
3	1.237,45	CRO	1.103,87	1.132,23	CRO	1.103,87
4	1.741,72	CRO	1.743,82	1.483,66	CRO	1.743,82
5	485,84	CRO	705,90	377,45	CRO	705,90
6	1.007,28	CRO	909,27	850,37	SBJ	897,74

Fonte: os autores

Contudo, os métodos apontados segundo o RMSE e o MAE são os mesmos para cinco primeiras peças, enquanto que a previsão da sexta peça a divergência é 12 unidades.

Os resultados da previsão expressada em termos de uma razão “demanda/período” é uma particularidade dos métodos clássicos Croston e seus derivados. Na Figura 4 pode-se observar essa característica com o método SBJ.

Figura 4 – Previsão dentro da amostra com método SBJ



Fonte: os autores

Não obstante, os resultados dentro da amostra (*in-sample*) permitem selecionar o método que poderia ser utilizado para estimar a previsão da demanda, na realidade, o mesmo conjunto de dados é a base para a verificação da sua capacidade preditiva, ou acuraria. Contudo, atendendo às características da informação disponível para a previsão é oportuno, nesta análise, que os dados usados na formalização do método de previsão sejam diferentes daqueles utilizados na validação do método. Conforme Poler e Mula (2011) a precisão da previsão fora da amostra (*out-of-sample*) é mais adequada na comparação de modelos.

Com essa finalidade, as séries de tempo foram divididas em dois grupos de dados segundo três proporções: (90-10)%, (80-20)% e (70-30)%. No primeiro grupo são utilizadas 60 leituras mensais da demanda dos últimos cinco anos e o segundo conjunto os seis valores consecutivos. A primeira subsérie é a base para estimar a previsão de cada peça de reposição através dos métodos CRO, SBA, SBJ e MAPA. A segunda subsérie é utilizada na análise da acurácia dos resultados e consequente a seleção do método recomendado para a previsão. Já com a proporção (80-20)%, o primeiro grupo contém 54 leituras mensais de demanda e o segundo conjunto de dados abrange os 12 valores consecutivos da série. Com a proporção (70-30)%, o primeiro conjunto de subséries conta com 46 valores de demanda e o segundo com os 20 dados subsequentes.

Na Tabela 3 são expostos os resultados da previsão fora da amostra para as seis peças baseados em subséries de 60 e 6 dados para a previsão e controle da acurácia respectivamente. Percebe-se nesses resultados que a previsão para a primeira peça, expressada em termos de “demanda/período”, é 1708 unidades calculada com o método Croston, e 1759 unidades com o método MAPA. Assumindo-se o RMSE como base, a diferença entre as previsões é de 51 peças e representa 2,98%. Para as outras cinco peças, os valores de RMS e MAE apontam aos mesmos métodos de previsão. Conforme os resultados encontrados na Tabela 3, em cinco séries de tempo o método Croston e seus derivados são os mais adequados para as previsões. Já a previsão através da agregação múltipla é pertinente para uma das peças do ponto de vista do RMSE e em duas séries com o MAE.

Tabela 3 – Previsão fora da amostra (60-6)

Série	RMSE	Método	Previsão	MAE	Método	Previsão
1	1.371,79	CRO	1.707,54	1.027,31	MAPA	1.758,07
2	1.220,62	SBA	1.071,59	1.078,03	SBA	1.071,59
3	903,05	SBA	1.101,62	862,83	SBA	1.101,62
4	1.159,53	SBJ	1.799,09	1.033,67	SBJ	1.799,09
5	675,04	CRO	752,68	657,62	CRO	752,68
6	756,37	MAPA	980,87	670,74	MAPA	980,87

Fonte: os autores

Com base na divisão das séries de tempo na proporção (80-20)%, a Tabela 4 apresenta os resultados da previsão fora da amostra. Para cada peça são utilizadas subséries de 54 elementos para estimação da previsão e conjuntos de 12 leituras para o controle de erros. É

possível verificar que o algoritmo MAPA forneceu os menores RMSE e MAE na previsão da primeira peça, e os métodos CRO, SBJ na terceira, quarta quinta e sexta peça. Já na segunda peça o RMSE e o MAE apontam dois métodos diferentes, CRO e MAPA.

Tabela 4 – Previsão fora da amostra (54-12)

Série	RMSE	Método	Previsão	MAE	Método	Previsão
1	1.608,82	MAPA	1.597,42	1.378,12	MAPA	1.597,42
2	1.008,23	CRO	1.044,14	852,055	MAPA	1.094,21
3	1.446,73	CRO	1.054,56	1.309,49	CRO	1.054,56
4	1.365,94	SBJ	2.004,62	1.197,87	SBJ	2.004,62
5	597,54	SBJ	707,66	528,08	SBJ	707,66
6	840,12	CRO	979,94	780,99	CRO	979,94

Fonte: os autores

Todavia, os resultados mostrados nas Tabelas 3 e 4 apontam divergências nas previsões. Nota-se que são gerados menores níveis de previsão com subséries na proporção (80-20)% quando comparados com subséries (90-10)%. Em conformidade com o RMSE cinco peças apresentam menores previsões e somente a quarta peça aponta maior valor da previsão.

Por fim, os resultados apontados na Tabela 5 correspondem à proporção (70-30)% com subséries de 46 e 20 dados para estimação da previsão e controle de erros. É possível observar que o método SBA é usado para a previsão da terceira peça, o SBJ para a quinta peça e o algoritmo MAPA para as outras quatro peças.

Tabela 5 – Previsão fora da amostra (46-20)

Série	RMSE	Método	Previsão	MAE	Método	Previsão
1	1.531,58	MAPA	1.617,22	1.302,26	MAPA	1.617,22
2	1.049,99	MAPA	1.293,43	904,82	MAPA	1.293,43
3	1.350,65	SBA	1.062,68	1.244,08	SBA	1.062,68
4	1.644,65	MAPA	2.117,59	1.459,07	MAPA	2.117,59
5	562,54	SBJ	654,42	477,51	SBJ	654,42
6	770,74	MAPA	882,63	704,81	MAPA	882,63

Fonte: os autores

Diferentemente dos resultados da previsão mediante as proporções (90-10)% e (80-20)%, percebe-se que o RMSE e MAE apontam o mesmo método para a previsão em todas as séries.

Entretanto, estes resultados denotam divergências com as previsões mostradas nas Tabelas 3 e 4. Em conformidade com o RMSE quatro peças apresentam menores níveis de previsão na abordagem (70-30)% quando comparadas com as previsões baseadas em subséries (90-10)%. Já a comparação com as previsões das subséries (80-20)% denota quatro peças com maiores níveis de previsão.

4. Conclusão

Esse trabalho foi desenvolvido com o objetivo de estimar a demanda de peças de reposição de uma indústria de sistemas de refrigeração por meio de modelos quantitativos de previsão. Das principais peças fabricadas pela indústria, seis possuíam em alguns meses, do período analisado, demandas iguais a zero, o que os classificou no grupo de demanda intermitente. A caracterização da demanda através dos coeficientes CV2 e ADI identificou cinco peças com demanda intermitente e uma peça com demanda suavizada. Para essas seis peças foram testados os métodos de Croton, SBA, SBJ e o algoritmo de previsão MAPA baseado na agregação temporal múltipla das séries de tempo.

A partir da interpretação dos resultados e, também com a comparação entre os erros calculados para cada método, foi possível sugerir o modelo mais adequado para cada uma das peças. Os cálculos nos cenários (90-10)%, (80-20)% e (70-30)% apontaram resultados com algumas divergências. Entretanto, percebeu-se que nas subséries (70-30)% o RMSE e MAE apontaram o mesmo método para a previsão em todas as peças, podendo-se então concluir que o algoritmo de previsão MAPA, no presente caso, apresentou maior contribuição para as previsões de demanda intermitente das peças de reposição.

Por fim, de acordo com as análises deste trabalho, concluiu-se que há possibilidade de estimar a demanda futura baseada em informações históricas juntamente com a combinação dos modelos estatísticos de previsão intermitente de demanda e o algoritmo de previsão com agregação múltipla MAPA.

REFERÊNCIAS

CROSTON, J. D. Forecasting and Stock Control for Intermittent Demands. **Journal of the Operational Research Society**, v. 23, n. 3, p. 289–303, 1972.

GAITHER, N.; FRAZIER, G. **Administração da produção e operações**. Pioneira Thomson Learning, 2002.

GHOBBAR, A. A.; FRIEND, C. H. Sources of intermittent demand for aircraft spare parts within airline

- operations. **Journal of Air Transport Management**, v. 8, n. 4, p. 221–231, 2002.
- GIL, A. C. ANTONIO C. G. **Como elaborar projetos de pesquisa**. Atlas, 2010.
- HAYES, R.; PISANO, G.; UPTON, D.; WHEELWRIGHT, W. **Em Busca da Vantagem Competitiva**. Porto Alegre: Bookman, 2008.
- KOURENTZES, N.; PETROPOULOS, F. Forecasting with multivariate temporal aggregation: The case of promotional modelling. **Intern. Journal of Production Economics**, v. 181, p. 145–153, 2016.
- KOURENTZES, N.; PETROPOULOS, F.; TRAPER, J. R. Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. **International Journal of Forecasting**, 2014.
- KOURENTZES, N.; PETROPOULOS, F.; TRAPER, J. R. Improving forecasting by estimating time series structural components across multiple frequencies. **International Journal of Forecasting**, v. 30, n. 2, p. 291–302, 2014.
- MARTINS, P. G.; LAUGENI, F. P. **Administração da produção**. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2005.
- MONTGOMERY, D. C.; JENNINGS, C. L.; KULAHCI, M. **Introduction to Time Series Analysis and Forecasting**. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2008.
- POLER, R.; MULA, J. Forecasting model selection through out-of-sample rolling horizon weighted errors. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 12, p. 14778–14785, 2011.
- SAHIN, M.; KIZILASLAN, R.; DEMIREL, Ö. F. Forecasting Aviation Spare Parts Demand Using Croston Based Methods and Artificial Neural Networks. **Journal of Economic and Social Research**, v. 15, n. 2, p. 1–21, 2013.
- SHALE, E. A.; BOYLAN, J. E.; JOHNSTON, F. R. Forecasting for intermittent demand: the estimation of an unbiased average. **Journal of the Operational Research Society**, v. 57, n. 5, p. 588–592, 2006.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. On the bias of information estimates. **International Journal of Production Economics**, v. 71, n. 2, p. 457–466, 2001.
- SYNTETOS, A. A.; BOYLAN, J. E. The accuracy of intermittent demand estimates. **Int J Forecast. International Journal of Forecasting**, v. 21, n. 2, p. 303–314, 2005.
- SYNTETOS, A.; BOYLAN, J.; CROSTON, J. On the categorization of demand patterns. **Journal of the Operational Research Society**, v. 56, n. 5, p. 495–503, 2005.
- XU, Q.; WANG, N.; SHI, H. A Review of Croston’s method for intermittent demand forecasting. **Proceedings - 2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, FSKD 2012**, n. 61100009, p. 1456–1460, 2012.