

Dimensionamento da necessidade de substituição de elementos com restrição de exposição ao risco e custos por meio de modelos probabilísticos

Gabriel A. Costa Lima¹, Alberto M. Teodoro Filho¹, Aniel A. Costa Lima¹, Rafael Smith²

¹FUNDEB (Fundação para o Desenvolvimento de Bauru) e AREMAS

²AES-Tietê

1. INTRODUÇÃO

Dentro de um modelo de gestão de ativos físicos, a estimativa do nível ótimo de estoque para substituição é um elemento importante por duas razões: (a) redução de custo e (b) garantir confiabilidade mínima. Este problema é crítico para empresas do setor de geração de energia elétrica onde se tem requisitos como o baixo risco e, ao mesmo tempo, restrição de aumento de custos.

A decisão envolver objetivos conflitantes. Quanto maior o número de peças de reposição em estoque, menor tende a ser a indisponibilidade das máquinas causada pela falta de insumos para realizar a manutenção. Por outro lado, quanto maior o número de componentes de máquina em estoque, maior o capital imobilizado, maior o custo de estocagem, de obsolescência, etc. Além disso, não se sabe com certeza o momento em que as falhas ocorrem nem tão pouco há certeza sobre o custo de uma falha.

A solução deste problema envolvendo minimização de custos totais (aquisição, estoques, falhas, etc) segundo um nível de exposição ao risco empregando-se uma abordagem analítica é, por demais, complicada e se baseia geralmente somente em função-objetivo envolvendo médias. O modelo considera-se aspectos de imprevisibilidade da vida dos ativos, incerteza em tempos de aquisição e incerteza em custos. Por isso, desenvolve-se um algoritmo para realizar otimização estocástica por meio de simulação de Monte Carlo em planilhas do Excel com o auxílio do software Crystal Ball que realiza a simulação de Monte Carlo.

Este modelo é aplicado ao caso dos itens com baixa rotatividade denominados “*slow moving*” e com grande lead-time de entrega onde o nível de itens deve ser estimado para na minimização do custo com diversas restrições em nível de estatísticas (por exemplo, desvio padrão). São realizadas diversas simulações e discutidos os resultados, limitações, alcance, etc.

Dentre as conclusões pela escolha do modelo adotado destaca-se que a principal vantagem de minimização da média dos custos é dinheiro é uma linguagem universal na gestão corporativa. Além disso, os resultados deste artigo podem contribuir para fomentar o interesse da comunidade acadêmica para este problema real da indústria uma vez que tais modelos de otimização que utilizam restrições estatísticas não são amplamente conhecidos e entendidos nem pelos praticantes nem pelos acadêmicos.

2. OBJETIVOS

Os modelos analíticos tradicionais existentes para se fazer o dimensionamento de estoques nem sempre consideram de forma realística o risco ou na maioria dos casos nem se considera de qualquer modo. Por isso, a contribuição deste trabalho consiste em desenvolver um algoritmo que seja capaz de estimar o nível ótimo de estoques para (1) itens com baixa rotatividade (*slow moving*) e com grande requisição de

tempo de entrega (lead-time); (2) o nível de itens deve ser estimado para minimização do custo com diversas restrições em nível de estatísticas (por exemplo, desvio padrão).

Além disso, por meio deste modelo são realizadas diversas simulações e discutidos os resultados, limitações, alcance, etc de modo que possa ser empregado pela comunidade industrial como uma ferramenta para a solução de problemas reais.

3. DESENVOLVIMENTO DO MODELO DE SIMULAÇÃO

No desenvolvimento deste modelo para faz-se necessário uma modelagem de variáveis importantes tais como (1) a variabilidade da duração de vida do componente, (2) a variabilidade da duração de tempo de reparos e (3) a variabilidade da duração do tempo demandado pelos fabricantes para fazer a entrega de encomendas. Todas estas variáveis são incertas e devem ser modeladas por meio de distribuições de probabilidade.

3.1 Modelagem de vida dos componentes que são objeto de previsão

A variável vida dos componentes não pode ser conhecida com certeza, apesar de ser uma das principais fontes de incerteza no longo prazo. Neste trabalho, assume-se que a vida destes componentes pode ser modelada por meio de uma função densidade de probabilidade do tipo Weibull com a seguinte equação:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{\beta}} \quad (1)$$

Estes parâmetros encontrados da equação 1 são estimados a partir dos dados existentes em cada situação e podem ser considerados como uma condição de contorno do problema. Não se encontra no escopo deste artigo a estimativa destes parâmetros, mas o leitor interessado pode consultar em: Montgomery e Runger (2003), Forbes *et al.* (2010), Kececioglu (2002), Spiegel *et al.* (2009) e Myung e McCarl (2013).

3.2 Modelagem do tempo de entrega dos componentes que são objeto de previsão

Uma vez que ocorre a falha de um componente, este deve ser substituído. Logo, o nível de seu estoque pode ser reduzido e, conseqüentemente, faz-se um pedido de compra de um novo item, independentemente de sua existência ou não no estoque. O intervalo de tempo entre o momento do pedido e a sua efetiva entrega (também chamado de lead-time) é uma variável aleatória e que deve ser modelado por uma distribuição de probabilidade. Neste artigo, este lead-time é modelado por meio de uma distribuição lognormal:

$$f(t) = \frac{1}{t' \sigma' \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\ln(t) - \mu'}{\sigma'} \right)^2}, \quad (2)$$

onde t' , σ' e μ' representam respectivamente, o tempo, a média e o desvio padrão em escala logarítmica. A escolha por esta distribuição foi motivada devido a sua assimetria, que para esta situação prática indica que algum problema na entrega pode ocorrer e fazer com que o lead-time seja muito maior do que o esperado. Mais informações sobre a distribuição lognormal podem ser encontradas em Montgomery e Runger (2003), Ebeling (2010) e também em diversos livros-texto da literatura de estatística e probabilidade.

3.3 Modelagem da duração de tempo de reparo dos componentes que são objeto de previsão

A distribuição lognormal é utilizada neste modelo para representar a duração de um reparo. Novamente, a assimetria da distribuição é que motiva a sua escolha. Como em muitas vezes a atividade de manutenção é complexa, então algum problema pode ocorrer fazendo com que a duração de tempo seja muito superior ao esperado. Porém, destaca-se que a escolha pela melhor distribuição deve ser preferencialmente feita com base em registros históricos, ou seja, a distribuição escolhida deve ser aquela que apresenta um bom ajuste aos dados históricos. Leemis (2009) e Kececioglu (2002) são alguns dos autores que abordam os métodos de escolha da melhor distribuição.

3.4 Desenvolvimento do modelo de simulação para previsão da demanda de componentes

Consideremos o caso de um tomador de decisões no setor de gestão de ativos físicos de usinas de geração de energia elétrica. O seu problema consiste em desenvolver um modelo de previsão da demanda de estoques bem como o nível de risco de faltar estoques. Se a escolha for um aumento de nível de estoque, o risco de falta será reduzido, mas o custo elevado. Se, por outro lado, a escolha for por reduzir o nível de estoques então o custo será reduzido, mas o risco de falha elevado. Portanto, há objetivos conflitantes e um ponto ótimo de minimização de custos deve ser encontrado.

O algoritmo para a previsão de demanda de itens foi desenvolvido em planilha eletrônica empregando-se recursos existentes na própria planilha e também complementados pelas facilidades de simulação existente no add-in Crystal Ball. Na Figura 1 mostra-se uma tela com o modelo desenvolvido na abordagem matricial de planilhas.

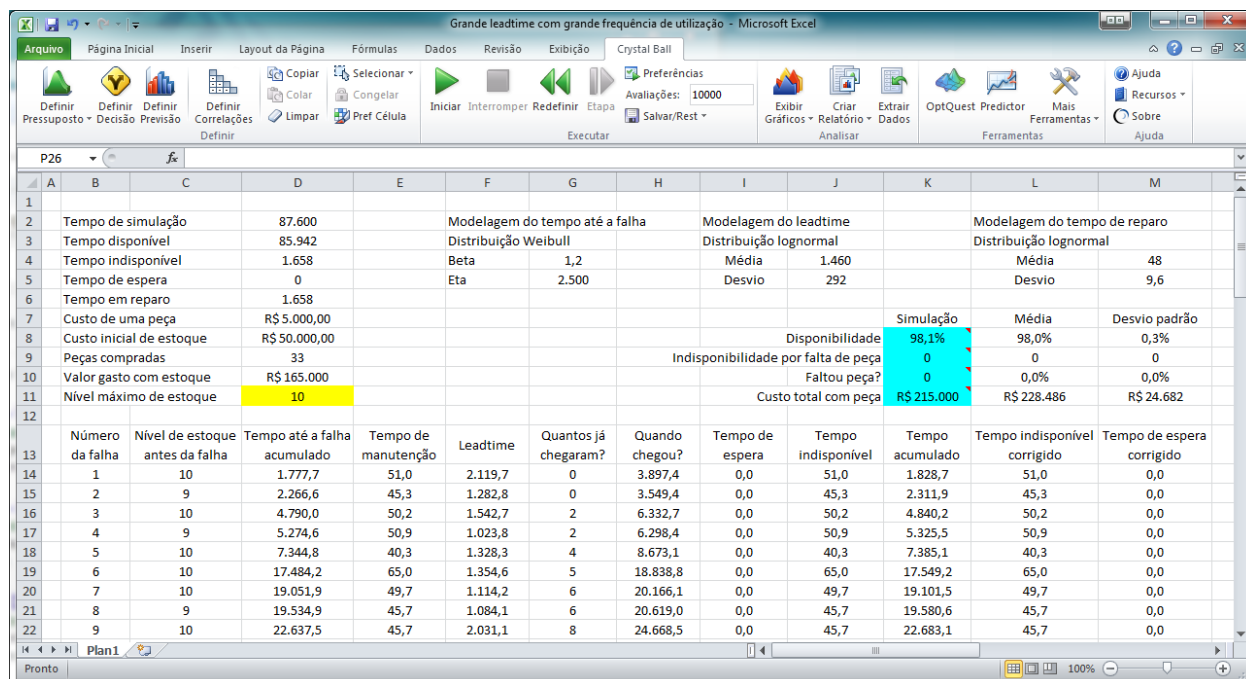


Figure 1: Modelo de simulação do dimensionamento do estoque de peças em substituição em planilha

Na coluna B, a partir da linha 14, encontra-se uma sequência numérica que representa o número da falha ou manutenção realizada no elemento (neste caso um reparo).

Na coluna C, a partir da linha 14, encontra-se qual o nível de estoque antes da falha. Veja que se usa a igualdade “=D11” na célula C14. A equação “=C\$14-B14+G15” é visualizada na célula C15 e este padrão é repetido nas células abaixo. Por isso, a equação “=C\$14-B15+G16” é encontrada na célula C16.

A coluna C, a partir da linha 14, é responsável pela soma acumulada do tempo até a falha. A célula D14 possui a equação =CB.Weibull(;\$G\$5;\$G\$4), esta equação é reservada ao Crystal Ball para fazer a simulação de um tempo até a falha modelado por uma distribuição Weibull com parâmetro de escala igual a \$G\$5 e parâmetro de forma igual a \$G\$4. Na célula D15 observa-se a equação =CB.Weibull(;\$G\$5;\$G\$4)+D14+J14 para simular o tempo da segunda manutenção, o mesmo padrão da célula D15 se repete nas células abaixo.

Na coluna E, a partir da linha 14, são simuladas as durações da manutenção. Nesta coluna todas as células possuem a equação =CB.Normal(\$M\$4;\$M\$5), que é utilizada para simular uma distribuição normal com média igual a \$M\$4 e desvio padrão igual a \$M\$5.

A coluna F, a partir da linha 14, é utilizada para simular o lead-time de entrega de uma peça. Nesta coluna todas as células abaixo da linha 14 possuem a equação =CB.Lognormal(\$J\$4;\$J\$5) para simular o lead-time com base em uma distribuição Lognormal com média igual a \$J\$4 e desvio padrão igual a \$J\$5.

A finalidade de coluna G, a partir da linha 14 é contar quantas peças já chegaram ao estoque após o início da simulação. A célula G14 contém a equação =CONT.SE(H14;"<"&D14). A equação presente na G15 é a =CONT.SE(\$H\$14:H15;"<"&D15) e esse mesmo padrão é repetido nas células posteriores.

A célula H14 é utilizada para saber quando a primeira peça chegou e possui a equação =D14+F14. A célula H15 calcula quando a segunda peça chegou e possui a equação =D15+F15. Este mesmo padrão é repetido nas linhas abaixo.

A coluna I, a partir da linha 14, é utilizada para calcular a espera por peças (ou tempo indisponível por falta de peça). Na célula I14 encontra-se a equação =SE(C14=0;H14-D14;0), este mesmo padrão é repetido nas linhas posteriores.

A coluna J, a partir da linha 14, tem a função de calcular o tempo indisponível em cada manutenção. A célula J14 calcula o tempo indisponível da primeira manutenção com a equação =E14+I14, nas linhas seguintes o mesmo padrão é repetido.

A coluna K, a partir da linha 14 calcula o tempo acumulado que representa o instante final de cada manutenção. A célula K14 possui a função =J14+D14, este mesmo padrão é repetido nas linhas posteriores.

A coluna L, a partir da linha 14 calcula o tempo indisponível somente se esta manutenção que gerou a indisponibilidade ocorreu antes do tempo total limite da simulação (que está na célula D2). A célula L14 possui a equação =SE(D14<\$D\$2;J14;0), este mesmo padrão é repetido nas linhas posteriores.

A coluna M, a partir da linha 14, calcula o tempo de espera por peça de cada manutenção se esta ocorreu antes do final do tempo limite da simulação. A célula M14 contém a equação =SE(D14<\$D\$2;I14;0), as linhas posteriores possuem a mesma equação.

Este modelo deve ter a quantidade de linhas, a partir da linha 14, de modo que garanta que o último tempo acumulado da coluna D sempre seja maior do que o tempo limite da simulação (neste modelo foram utilizadas 50 linhas).

Na célula D4 é calculado o tempo total indisponível com a equação =SOMA(L14:L63). O tempo total disponível é calculado na célula D3 com a equação =D2-D4. O tempo de espera total na célula D5 é

calculado com a equação $=\text{SOMA}(\text{M14}:\text{M63})$. O tempo total de execução da manutenção é calculado pela equação $=\text{D4}-\text{D5}$ na célula D6.

Neste modelo, foi considerado que cada peça custa R\$ 5.000 (definido na célula D7). Assim, o custo inicial do estoque é representado pela equação $=\text{D7}*\text{D11}$, ou seja, o custo da peça (célula D7) multiplicado pelo número de peças no estoque no início da simulação (célula D10). Neste modelo, sempre que uma peça for consumida do estoque, uma nova será comprada. A célula D10 representa o nível do estoque.

O número de peças compradas durante a simulação é calculada na célula D9 com a equação $=\text{CONT.SE}(\text{H14}:\text{H63};"<="&\text{D2})$. O valor gasto com a compra de peças durante a simulação é calculado na célula D10 com a equação $=\text{D9}*\text{D7}$

A disponibilidade em porcentagem é calculada na célula K8 com a equação $=\text{D3}/\text{D2}$. Esta célula foi definida como uma célula de previsão no Crystal Ball e as estatísticas da simulação podem ser capturadas e analisadas posteriormente. A célula L8 contém a equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K8};2)$ para capturar a média da célula K8.

A célula K9 faz referencia direta a célula D5 que calcula o tempo indisponível por falta de peça. A célula K8 é definida como uma variável de previsão no Crystal Ball. A equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K9};2)$ na célula L9 calcula a média simulada para a célula K9 definida como célula de previsão. A equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K9};5)$ na célula M9 calcula o desvio padrão do tempo indisponível por falta de peça.

Na célula K10, se ocorrer indisponibilidade na simulação por falta de peça, o valor será 1, se não 0 (ou seja, possui a equação $=\text{SE}(\text{SOMA}(\text{I14}:\text{I63})>0;1;0)$. Esta célula é definida como uma célula de previsão no Crystal Ball. Na célula L10 a equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K10};2)$ é encontrada, ela devolve a média simulada da variável de previsão K10, ou seja, a probabilidade de faltar peça na simulação.

A célula K11 possui a equação $=\text{D10}+\text{D8}$ e calcula o custo total com peça (estoque inicial + peças compradas durante a simulação). A célula K11 é definida como uma variável de previsão. A célula L11 calcula a média deste custo com a equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K11};2)$. A célula M11 calcula o desvio padrão do custo com base na equação $=\text{CB.GetForeStatFN}(\text{K11};5)$.

4. EXEMPLO DE APLICAÇÃO E RESULTADOS OBTIDOS

Consideremos o caso de um tomador de decisões no setor de geração de energia elétrica e seu problema é fazer previsão da demanda de peças de estoque considerando risco de falta, custo, disponibilidade de peças – pense em baterias, rolamentos, mancais, etc. O horizonte de planejamento é 10 anos (87.600 horas). O custo de aquisição da peça de reposição é R\$ 5 mil. O tempo até a falha é modelado por uma distribuição Weibull com parâmetro de forma (beta) igual a 1,2 e parâmetro de forma (eta) igual a 2.500 horas. O lead-time é modelado por uma distribuição lognormal com média igual a 1.460 horas e desvio padrão igual a 292 horas. O tempo de duração do reparo é modelado por uma distribuição lognormal com média igual a 48 horas e desvio padrão igual a 9,6 horas.

A partir destes parâmetros de entrada do modelo, realizou-se simulações para 6 diferentes níveis de estoque com 10 mil iterações cada. Os resultados são compilados e mostrados na Tabela 1.

Tabela 1: Resultados do modelo com grande lead-time e alta frequência de utilização da peça de reposição

	Disponibilidade e	Indisponibilidade por falta de peça	Faltou peças?	Custo total com peças
--	-------------------	-------------------------------------	---------------	-----------------------

Nível de estoque	Média	Média (em horas)	Desvio padrão (em horas)	Probabilidade	Média	Desvio padrão
0	60,9%	33.154	3.733	100%	R\$ 11.748	R\$ 12.389
1	83,7%	12.774	3.375	100,0%	R\$ 157.772	R\$ 17.603
2	94,9%	2.816	1917	95,50%	R\$ 183.264	R\$ 22.129
3	97,60%	330	696	26,90%	R\$ 192.904	R\$ 24.260
4	98,10%	26	199	2,30%	R\$ 198.217	R\$ 24.380
5	98,20%	1	29	0,10%	R\$ 203.931	R\$ 24.427
6	98,00%	0	0	0	R\$ 208.763	R\$ 24.734

O principal problema dos decisores é restrição em termos de orçamento e também de exposição ao risco de falta de peças. Os resultados mostrados na Tabela 1 fornecem informações para o tomador de decisões fazer as suas escolhas envolvendo estas variáveis críticas. Na Figura 2 mostra-se as curvas de risco de falha e disponibilidade para 10 anos de operações.

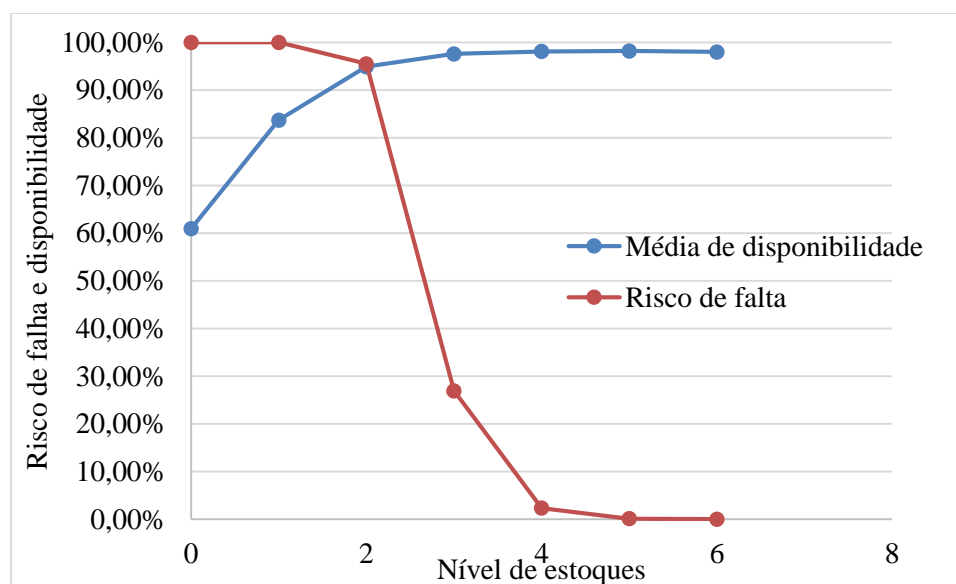


Figura 2: Curvas de risco de falha e disponibilidade para 10 anos de operações geradas a partir de informações do modelo de simulação

Nota-se que à medida que se aumenta o número de peças em estoque a disponibilidade cresce, mas o ganho ao se aumentar de 2 para unidade sem estoque é pequeno. Ao se passar de 3 para 4 unidades o ganho é ainda menor. Portanto, se a meta de disponibilidade for 95%, então 3 unidades é suficiente.

O risco de faltar peças decresce à medida que se aumenta o número de unidades em estoques. Nota-se que para zerar o risco de falta de peças, faz-se necessário 5 unidades em estoque e, conseqüentemente, custo deve ser elevado. Se por exemplo, o orçamento for R\$ 192 mil, então o nível de estoque deve ser igual a 3 unidades.

Uma segunda análise considera que a vida do item possui um parâmetro de forma da distribuição Weibull igual a 10.000 horas e, desta forma, tem baixa demanda pela mesma peça. Depois de se realizar a simulação, os resultados são sintetizados na Tabela 2.

Tabela 2: Resultados do modelo com grande lead-time e baixa frequência de utilização da peça de reposição

	Disponibilidade	Indisponibilidade por falta de peça		Faltou peças?	Custo total com peças	
Nível do estoque	Média	Média (em horas)	Desvio padrão (em horas)	Probabilidade	Média	Desvio padrão
0	86,3%	11.616	3.127	100,0%	R\$ 39.100	R\$ 10.355
1	98,3%	1.068	1230	99,10%	R\$ 49.111	R\$ 12.269
2	99,50%	41	247	14,10%	R\$ 54.690	R\$ 12.607
3	99,50%	1	35	0,30%	R\$ 59.769	R\$ 12.750
4	99,50%	0	0	0,00%	R\$ 64.964	R\$ 12.655

Na Tabela 2 mostra-se resultados para diferentes níveis de estoques. Interessante observar que num cenário de baixa demanda (item de melhor qualidade), uma política de inexistência de estoques ainda gera uma disponibilidade de 86,3%, mesmo que para isso o risco de falta de peças seja 100%. Também deve ser notado que ocorre uma redução de custo em relação ao caso de itens com menor vida operacional.

Na Figura 2 mostra-se curvas de disponibilidade em 10 anos de operação em função do nível de estoques para os casos de baixa demanda e alta demanda.

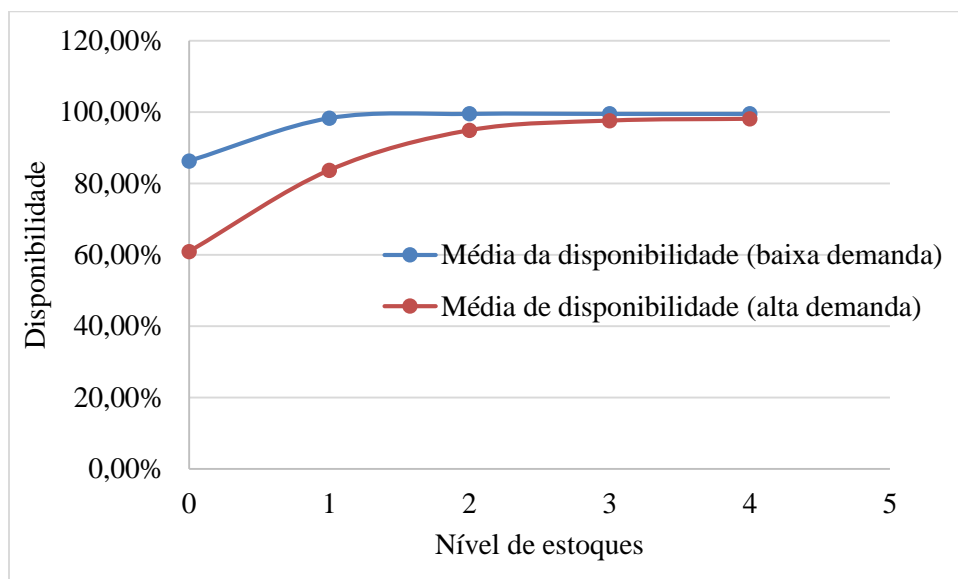


Figura 2: Comparação entre as curvas de disponibilidade em função de nível de estoques geradas pelo modelo de simulação

Observa-se que à medida que se aumenta o nível de estoques também se eleva a disponibilidade de ambos os casos de forma assintótica. Mas, no caso de baixa demanda a disponibilidade é mais elevada exatamente porque a vida dos itens estudados é maior.

O desenvolvimento do modelo e seus resultados mostram que por meio da simulação é possível identificar o impacto prático de cada estratégia de estoque considerando diferentes cenários presente no dia a dia das empresas (risco de falta versus restrição de orçamento). Este entendimento permite ao tomador de decisões escolher a estratégia de estoque não somente com base nos indicadores de desempenho como disponibilidade, mas também com base na restrição de orçamento.

Ressalta-se que a escolha do nível de estoque não deve ser feita somente para maximizar a disponibilidade, mas sim para que este não comprometa as metas de produtividade e restrições de orçamento. Em outras palavras, se 80% de disponibilidade em um período for suficiente, então a política de não ter nenhuma peça de reposição em estoque pode ser coerente com a realidade da empresa. Porém, se a empresa precisar de alta disponibilidade, o nível de estoque deve ser compatível e investimento necessário deve ser alocado.

5. CONCLUSÕES

Neste artigo apresentou uma modelagem capaz de relacionar a política de estoque com a disponibilidade de um componente ou equipamento. As principais conclusões são:

- O gestor pode, com base no modelo apresentado, compreender de forma prática as implicações e riscos de uma política de estoque.
- Esta modelagem torna evidente a relação de trade-off entre o orçamento disponível para estoque de peças de reposição e a disponibilidade de um equipamento.

- O modelo apresentado considera a reposição individual de um item de estoque. O algoritmo pode ser aperfeiçoado para considerar lotes de reposição.
- Outra forma de aperfeiçoar o modelo seria considerar ao mesmo tempo na simulação todos os componentes candidatos a compor o estoque. Assim, a política de reposição pode ser otimizada no nível global da empresa com base na restrição de orçamento para compra de peças com um todo.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) e à AES-Tietê pelo suporte de financiamento para o desenvolvimento desta pesquisa e também por trazer este problema aos pesquisadores.

6. REFERÊNCIAS

- [1] FORBES, C.; EVANS, M.; HASTINGS, N.; PEACOCK, B. *Statistical Distributions*. 4. ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2010..
- [2] MAUNG , T. A., MCCARL, B. A. *Economic factors influencing potential use of cellulosic crop residues for electricity generation*. Energy 56, 2013.
- [3] SPIEGEL, M. R.; SCHILLER, J.; SRINIVASAN, R. A. *Schaum's Outlines Probability and Statistics*. 3. Ed. The McGraw-Hill Companies Inc., 2009.
- [4] KECECIOGLU, D. *Reliability & Life Testing Handbook, Volume 1*. Pennsylvania : DEStech Publications, Inc., USA, 2002.
- [5] MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. *Applied Statistics and Probability for Engineers*. 3. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2003.
- [6] LEEMIS, L. M. *Reliability: Probabilistic models and statistical methods*. Second edition. USA, 2009
- [7] EBELING, C. E. *An introduction to reliability and maintainability engineering*. Second Edition. Waveland Press, Inc. Long Grove, IL, England, 2010.