

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
Instituto de Ciências Exatas
Programa de Especialização em Estatística Aplicada

Italo Junji Matsushita

**CÁLCULO DE ESTOQUE MÍNIMO PARA ITENS INDUSTRIAIS UTILIZANDO AS
DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE, NORMAL, POISSON E GAMA**

Belo Horizonte
2021

Italo Junji Matsushita

**CÁLCULO DE ESTOQUE MÍNIMO PARA ITENS INDUSTRIAIS UTILIZANDO AS
DISTRIBUIÇÕES DE PROBABILIDADE, NORMAL, POISSON E GAMA**

Monografia de Especialização apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para obtenção do título da Especialização em Estatística Aplicada.

Orientador: Prof. Gustavo Matheus de Almeida

Belo Horizonte

2021

2021, Italo Junji Matsushita

Todos os direitos reservados

Matsushita, Italo Junji.

M434c Cálculo de estoque mínimo para itens industriais utilizando as distribuições de probabilidade, normal, poisson e gama [manuscrito]. / Italo Junji Matsushita— 2021.

32 f. il.

Orientador: Gustavo Matheus de Almeida

Monografia (especialização) - Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística.

Referências 26-27.

1. Estatística. 2. Gestão de estoque 3. Estoque 4. Almojarifado. I. Almeida, Gustavo Matheus de. II. Universidade Federal de Minas Gerais, Instituto de Ciências Exatas, Departamento de Estatística. III. Título.

CDU 519.2 (043)

Ficha catalográfica elaborada pela bibliotecária Belkiz Inez Rezende Costa CRB 6ª Região nº 1510



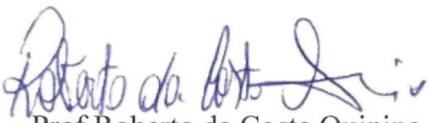
Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação / Especialização
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha
31270-901 – Belo Horizonte – MG

E-mail: pgest@ufmg.br
Tel: 3409-5923 – FAX: 3409-5924

ATA DO 227ª. TRABALHO DE FIM DE CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA DE ITALO JUNJI MATSUSHITA.

Aos vinte e cinco dias do mês de junho de 2021, às 15:30 horas, com utilização de recursos de videoconferência a distância, reuniram-se os professores abaixo relacionados, formando a Comissão Examinadora homologada pela Comissão do Curso de Especialização em Estatística, para julgar a apresentação do trabalho de fim de curso do aluno **Italo Junji Matsushita**, intitulado: "*Cálculo de estoque mínimo para itens industriais utilizando as distribuições de probabilidade, Normal, Poisson e Gama*", como requisito para obtenção do Grau de Especialista em Estatística. Abrindo a sessão, O Presidente da Comissão, Professor Gustavo Matheus de Almeida — Orientador, após dar conhecimento aos presentes do teor das normas regulamentares, passou a palavra ao candidato para apresentação de seu trabalho. Seguiu-se a arguição pelos examinadores com a respectiva defesa do candidato. Após a defesa, os membros da banca examinadora reuniram-se sem a presença do candidato e do público, para julgamento e expedição do resultado final. Foi atribuída a seguinte indicação: o candidato foi considerado Aprovado condicional às modificações sugeridas pela banca examinadora no prazo de 30 dias a partir da data de hoje por unanimidade. O resultado final foi comunicado publicamente ao candidato pelo Presidente da Comissão. Nada mais havendo a tratar, o Presidente encerrou a reunião e lavrou a presente Ata, que será assinada por todos os membros participantes da banca examinadora. Belo Horizonte, 25 de junho de 2021.


Prof. Gustavo Matheus de Almeida (Orientador)
DEQ / EE / UFMG


Prof Roberto da Costa Quinino
Departamento de Estatística / ICEX / UFMG


Danilo Gilberto de Oliveira Valadares
Doutorando Departamento de Estatística / ICEX / UFMG

AGRADECIMENTOS

Agradeço à empresa pela oportunidade do projeto e concessão dos dados e a todos da equipe que contribuíram com o sucesso do mesmo. Em especial, agradeço ao professor orientador por todo apoio impecável desde o início deste desafio. Por fim, agradeço à minha namorada pela motivação diária e minha família por todo suporte em casa em tempos difíceis de pandemia.

RESUMO

O gerenciamento eficiente de estoque de itens de consumo é de suma importância para o bom funcionamento de qualquer cadeia produtiva. A quantidade considerável de itens a se gerenciar, em conjunto com as mudanças de padrões de consumo ao longo do tempo, tornam essa atividade bastante complexa. Têm-se, ainda, as incertezas logísticas, ou seja, quanto a disponibilidade dos itens. Nesse cenário, é inviável a determinação de níveis de estoques através de métodos meramente empíricos, sendo, usual, uma abordagem estatística. O presente trabalho faz uso das distribuições Normal, Poisson e Gama, com o objetivo de se calcular estoques mínimos de itens em uma empresa do setor siderúrgico. Este projeto diz respeito à etapa inicial para a transformação digital da cadeia de suprimentos de seu almoxarifado industrial. Utilizou-se a linguagem de programação Python para a organização dos dados e a realização dos cálculos estatísticos, e o *software* PowerBI para a construção do sistema de suporte à tomada de decisão, a ser usado pelos analistas do almoxarifado. Através dos estoques mínimos calculados, o sistema apresentou sugestões para diminuição de estoque em aproximadamente 70 % do total dos itens de alto giro. O sistema sugeriu o mesmo valor já utilizado de estoque mínimo para 13% dos itens de baixíssimo giro. A distribuição Gama foi a mais utilizada dentre os itens de baixo giro. O conjunto sob análise é superior a 10 mil itens.

Palavras-chave: Gestão de estoque, Estoque mínimo, Distribuição de probabilidade, Almoxarifado.

ABSTRACT

Efficient stock management of consumable items is very important for the proper functioning of any production chain. The considerable amount of items to manage, together with the changes in consumption patterns over time, become this activity quite complex. There are also logistical uncertainties, that is, regarding the availability of items. In this scenario, the determination of stock levels through merely empirical methods is impracticable, with a statistical approach usually being used. The present work uses Normal, Poisson and Gamma distributions, in order to calculate minimum stocks of items in a steel industry company. This project concerns the initial stage for the digital transformation of the supply chain of its industrial warehouse. Python programming language was used to organize data and perform statistical calculations, and PowerBI software to build the decision support system, to be used by warehouse analysts. Through the calculated minimum stocks, the system presented suggestions to increase the inventory of 30% of high turnover items, approximately. The system suggested the same value already used for minimum stock for 13% of items with very low turnover. The Gamma distribution was the most used among the low turnover items. The set under analysis is over 10 thousand items.

Keywords: Stock management, Minimum stock, Probability distribution, Warehouse

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Matriz explicativa das Classificações ABC e XYZ	11
Figura 2 - Fluxograma de seleção sobre a distribuição de probabilidade de consumo a usar, dado baixo giro de estoque	14
Figura 3 - Gráfico de classificação de criticidade dos itens considerados	17
Figura 4 - Gráfico Pareto das classificações de faixa de consumo dos itens	19
Figura 5 - Exemplos de consumo de itens de cada classificação de giro	19
Figura 6 - Arquitetura da solução	20
Figura 7 - Sugestões dos cálculos de estoque mínimo	21
Figura 8 - Diferenças entre o valor sugerido e o valor existente de estoque mínimo	22
Figura 9 - Medianas das diferenças entre sugestões e valores existentes cadastrados	24

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Níveis de serviço definidos para cada categoria de criticidade, em acordo com a empresa.	12
Tabela 2 - Fatores que influenciam o cálculo de estoques mínimos por classe de giro	16
Tabela 3 - Classificação de giro a partir de faixas de consumo correspondentes aos percentuais de frequência definidos pela empresa	18
Tabela 4 - Comparação entre cálculos de metodologias diferentes por giro	23

Sumário

1. INTRODUÇÃO	10
2. METODOLOGIA	11
2.1. Modelo de Alto Giro	12
2.2. Modelo de Baixo Giro	13
2.3. Modelo de Baixíssimo Giro	15
3. ESTUDO DE CASO	17
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO	21
5. CONCLUSÕES	25
REFERÊNCIAS	26
APÊNDICE A - Demonstração dos cálculos da Tabela 4	28
ANEXO A – Trechos relevantes do script Python	29

1. INTRODUÇÃO

A diferença entre demanda e lote de reposição obriga as empresas a possuírem, inevitavelmente, itens em estoque. Em sistemas de produção, essa falta de sincronia é um aspecto fundamental que leva à necessidade de gestão de peças sobressalentes. Com a aceleração do progresso científico e tecnológico, e a conseqüente redução do ciclo de vida de produtos, o desafio de planejamento de demandas incertas é ainda mais crucial (KUO, 2020). (PETERING *et al.*, 2019).

Para auxiliar nesse problema, NASIRI *et al.* (2020) reportaram que organizações em todo o mundo têm voltado as suas atenções à digitalização de suas cadeias de abastecimento, resultando em grandes benefícios como disponibilidade da informação, maior interação da equipe, e comunicação e colaboração. Segundo BÜYÜKÖZKAN (2018), a digitalização tem contribuído para a melhoria da confiança, agilidade e produtividade das empresas.

Ao contrário do setor de varejo, em que a falta de produtos de reposição pode chegar a ocorrer em uma média de 9,2% dos itens catalogados (VASCONCELLOS *et al.*, 2009), no setor industrial, a criticidade de muitos itens leva à necessidade desse percentual ser próximo de zero. A busca por tal ausência de rupturas é confrontada pelo hiato existente na gestão de estoque entre a teoria acadêmica e a prática empresarial (REGO *et al.*, 2006).

Neste contexto, o presente trabalho apresenta um caso real, do setor industrial siderúrgico, de determinação de quantidades mínimas de itens em estoque, utilizando metodologias científicas conhecidas, a fim de substituir métricas pouco robustas baseadas na experiência de colaboradores. É importante salientar que se trata de um sistema de auxílio à tomada de decisão, já que a aderência entre o modelo teórico e a realidade, principalmente para alguns itens, deve ser sempre avaliada por especialistas (MESQUITA *et al.*, 2004).

O texto é organizado conforme a seguir. A seção 2 apresenta a metodologia usada para a determinação do estoque mínimo, enquanto a seção 3, o caso real a partir de uma indústria no Brasil. Os resultados são discutidos na seção 4, e as conclusões estão na seção 5.

2. METODOLOGIA

Inicialmente, as informações necessárias para o desenvolvimento do trabalho foram identificadas e relacionadas às fontes existentes na empresa. Os principais dados necessários, que são aqueles de consumo e de tempo de ressuprimento do item, conhecido como *lead time*, foram disponibilizados por meio de tabelas de banco de dados. Baseando-se nas movimentações do almoxarifado, de entrada e saída de itens, foi possível calcular a média e o desvio-padrão de consumo em intervalos de tempo, diário e mensal (LIMA et al., 2017; ELIAS et al., 2013). Essas mesmas estatísticas também foram calculadas para o *lead time*, cujos dados foram baseados nas informações dos processos de compra dos itens a serem repostos.

Outras informações importantes, como as classificações de criticidade dos itens, também foram disponibilizadas. A criticidade de um item é baseada no quão prejudicial é a sua falta no processo produtivo da empresa. Existem diferentes maneiras de se classificar a criticidade de um item, conforme mostrado em JÚNIOR *et al.* (2017). No presente trabalho, a empresa optou pelas clássicas classificações ABC e XYZ que, somadas a outras métricas, chegaram a três níveis de criticidade: baixa, alta e altíssima.



Figura 1: Matriz explicativa das Classificações ABC e XYZ (Adaptada, RAFAEL, 2016).

A partir da informação sobre a criticidade do item, o modelo deve ser mais ou menos conservador em relação ao nível de serviço desejado. Conforme mencionado por CARDOSO *et al.* (2014), o termo nível de serviço tem significado amplo. No presente contexto, será tratado como o nível de atendimento às demandas de itens do almoxarifado. Por exemplo, um nível de serviço de 90% significa que, a cada 100 vezes em que um item fosse requisitado, ele estaria disponível em 90 vezes, causando uma ruptura de estoque. A ruptura de itens críticos, na

maioria das vezes, provoca a paralisação de equipamentos e/ou processos relevantes (WANKE, 2012); portanto, quanto maior a criticidade do item, maior deve ser o seu nível de serviço. A Tabela 1 apresenta os níveis de serviço definidos de acordo com a criticidade do item.

Tabela 1: Níveis de serviço definidos para cada categoria de criticidade, em acordo com a empresa.

Criticidade	Nível de Serviço (%)
Baixa	95
Alta	97
Altíssima	99

Além da criticidade, os itens podem ser classificados pelo giro no estoque. Essa classificação é importante para definir o modelo a ser utilizado para o cálculo de mínimos, de forma mais adequada à natureza e ao comportamento do consumo do item. LIMA *et al.* (2017) segmentaram os itens, conforme WANKE (2003), a partir da quantidade consumida anualmente, chegando a três distinções, conforme a seguir.

- Peças de *alto giro*: Consumo superior a 300 (trezentas) unidades por ano.
- Peças de *baixo giro*: Consumo entre 1 (uma) e 300 (trezentas) unidades anuais (média de aproximadamente uma unidade diária).
- Peças de *baixíssimo giro*: Consumo inferior a 1 (uma) peça por ano (TAVARES, 1983).

Para este trabalho, de acordo com a dinâmica do cotidiano no almoxarifado da empresa, a classificação de giro utilizada foi diferente. Ao fim da classificação de giro, as categorias definidas foram agrupadas de modo que fosse possível aplicar três modelos distintos para os cálculos, referentes à segmentação apresentada anteriormente e utilizada também em ELIAS *et al.* (2013). A seguir, serão apresentadas as equações que foram utilizadas em cada modelo para o cálculo do estoque mínimo.

2.1. Modelo de Alto Giro

Conforme LIMA *et al.* (2017), o modelo para itens de alto giro é baseado na distribuição Normal, dada a premissa de que a demanda de consumo seja regular. Essa condição possibilita

o uso da abordagem clássica em gestão de estoque para o cálculo de estoque mínimo (s), conforme as Equações 1 e 2.

$$s = (\mu_c \cdot \mu_{LT}) + ES \quad (1)$$

$$ES = z \cdot \sqrt{(\mu_{LT} \cdot \sigma_c^2) + (\mu_c^2 \cdot \sigma_{LT}^2)} \quad (2)$$

Em que z é a variável aleatória Normal Padrão, $N(0,1)$ (na prática, é um fator de segurança), dado um nível de serviço (N.S.) desejado; σ_c , o desvio-padrão do consumo diário; σ_{LT} , o desvio-padrão do *lead time*, em dias; μ_c , a média de consumo diário; e μ_{LT} , a média do *lead time*, em dias. As médias e desvios-padrão foram calculados pelo conjunto de dados das ocorrências diárias de consumo do item. Para aqueles dias em que não foram registrados consumos, foram inseridos dias de consumos iguais a zero no conjunto de dados, para os cálculos das estatísticas citadas anteriormente.

Na Equação 1, é possível perceber que a quantidade mínima (s) é calculada pela previsão média de consumo durante o *lead time* acrescida do estoque de segurança ES . Este, por sua vez, é obtido pela interação entre médias e desvios-padrão de consumo e *lead time*, ponderada por z , conforme Equação 2.

2.2. Modelo de Baixo Giro

A distribuição Normal é uma aproximação razoável para consumos frequentemente elevados, mas não para itens de baixo giro. Para tais itens, são comumente utilizados modelos de gestão de estoque considerando as distribuições Poisson e Gama. Para se utilizar a distribuição Poisson, os dados de consumo do item devem satisfazer o teste a seguir (Equação 3).

$$0,9 \cdot \mu_c < Var_c < 1,1 \cdot \mu_c \quad (3)$$

Ou seja, a variância do consumo mensal do item (Var_c) deve ser próxima à média de consumo mensal (μ_c), com uma diferença máxima, em termos absolutos, de $\pm 10\%$. Essa condição deve ser verificada já que a média (valor esperado) e a variância de uma variável aleatória de Poisson são iguais (BARBOSA *et al.*, 2014). Caso a condição não seja satisfeita, cabe a utilização da distribuição Gama como solução alternativa (LIMA *et al.*, 2017), conforme

a Figura 2. Para o cálculo das estatísticas no período mensal, os dados com registros diários foram agrupados e somados mensalmente.



Figura 2: Fluxograma de seleção sobre a distribuição de probabilidade de consumo a usar, dado baixo giro de estoque.

O cálculo do estoque mínimo para itens de baixo giro foi o mesmo para ambas as distribuições, Poisson e Gama. A diferença está no modo de se calcular o valor do fator de segurança (z ; variável aleatória normal padrão). Em outras palavras, dado um nível de serviço (N.S.), o valor de z será diferente, conforme a distribuição adotada para o consumo do item. A Equação 4 mostra o cálculo do estoque mínimo (s), já incluso o cálculo do fator de segurança (LIMA *et al.*, 2017).

$$s = (\mu_C \cdot \mu_{LT}) + z \cdot \sqrt{(\mu_C \cdot \mu_{LT})} \quad (4)$$

Em que z é a variável aleatória normal padrão (fator de segurança), ou a quantidade de desvios-padrão de possível demanda, dado um nível de serviço (N.S.) desejado sob uma determinada distribuição, Poisson ou Gama; μ_C , a média de consumo diário; e μ_{LT} , a média do *lead time*, em dias.

Nota-se que a Equação 4 é a equação para alto giro (Equações 1 e 2), considerando-se a variância do consumo igual à média de consumo, e desvio-padrão do *lead time* igual a zero. Para itens que são pouco consumidos, o desvio-padrão do tempo de entrega tende a ter um

impacto de baixa relevância, pois pressupõe-se uma independência entre as ocorrências, ou seja, a demanda de um determinado período não é afetada por outro (LIMA *et al.* 2017).

2.3. Modelo de Baixíssimo Giro

Conforme será apresentado na seção sobre o estudo de caso (seção 3), a classificação de giro utilizada neste trabalho foi diferente das referências citadas. Portanto, itens de baixíssimo giro não são necessariamente os que tiveram consumo anual abaixo de 1 unidade apenas. Os autores LIMA *et al.* (2017) e ELIAS *et al.* (2013) discutem as questões econômicas a se analisar para se decidir a viabilidade de se manter ou não estoque neste cenário. Esse tipo de abordagem binária não adere ao cenário do presente trabalho; portanto, definiu-se uma estratégia conforme a Equação 5.

$$s = \mu_{c^*} + z \cdot \sigma_{c^*} \quad (5)$$

Em que, z é a variável aleatória normal padrão (fator de segurança), dado um nível de serviço (N.S.) desejado; μ_{c^*} , a média de consumo diário, mas compreendendo apenas os dias em que houve consumo; σ_{c^*} , o desvio-padrão do consumo diário, também compreendendo apenas os dias em que houve consumo. Ao contrário das estatísticas para os modelos de Alto e Baixo Giro, os dias não registrados na base de dados não foram considerados neste modelo, pois, como escrito anteriormente, foram compreendidos apenas os dias em que houve consumo.

A estratégia considerada para o modelo de baixíssimo giro é que exista estoque mínimo suficiente para que, quando o evento raro de consumo ocorrer, tal demanda esteja estatisticamente coberta, dados o nível de serviço desejado e o histórico de ocorrências registradas. Já que neste cenário a chance de ocorrer o evento de consumo é remota, provavelmente estes eventos estariam bastante espaçados no tempo. Desta forma, o *lead time* não teria impacto algum na disponibilidade do item; sendo assim, esta variável foi desconsiderada no cálculo.

Foi utilizado o Python para a realização de todos os cálculos descritos anteriormente. De modo geral, as estatísticas que impactam no cálculo para cada classe de giro são conforme a Tabela 2.

Tabela 2. Fatores que influenciam o cálculo de estoques mínimos por classe de giro.

Classe de giro	N.S.	μ_C	σ_C	μ_{LT}	σ_{LT}	μ_C^*	σ_C^*
Alto	✓	✓	✓	✓	✓		
Baixo	✓	✓	✓ **	✓			
Baixíssimo	✓					✓	✓

* Apenas quando houve consumo

** Apenas para determinação entre distribuição Gama ou Poisson e cálculo de z.

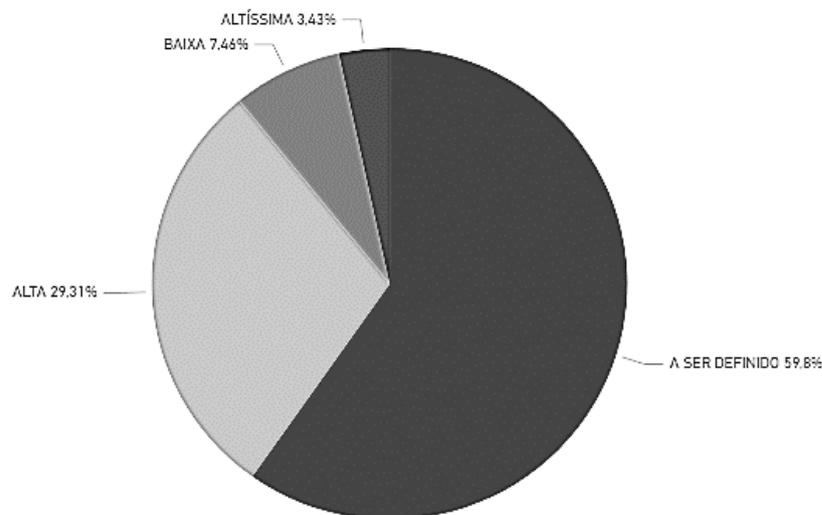
3. ESTUDO DE CASO

O trabalho foi realizado a partir de uma base com mais de 28 mil itens de MRO (Manutenção, Reparo e Operações), cadastrados no banco de dados do almoxarifado de uma empresa do setor siderúrgico. A grande quantidade de itens a serem gerenciados é um dos principais motivos desse trabalho de digitalização, que apesar de parecer um número muito alto, não é tão grande, já que é possível uma grande empresa ter mais de 500 mil peças de reposição diferentes em estoque (SILVER; PYKE; PETERSON, 1998).

No entanto, apenas cerca de 10 mil itens tiveram informações suficientes para se calcular o mínimo sugerido de estoque. Itens sem histórico de consumo ou sem histórico de compras (*lead time*) foram desconsiderados, pois resultavam em valores de estoque mínimo sem confiabilidade.

A classificação de criticidade dos itens considerados são conforme a Figura 3.

Figura 3: Gráfico de classificação de criticidade dos itens considerados.



Na Figura 3, percebemos que a maioria dos itens ainda estava com classificação a ser definida. Isso é reflexo do cenário de transformação recente que a empresa se encontra, em relação às melhorias no gerenciamento de estoque. Dentre os itens classificados, observa-se que a grande maioria são itens de alta criticidade, e a minoria, itens de altíssima criticidade. Os itens sem criticidade definida foram tratados como alta criticidade, por ser referente ao nível de serviço mediano, conforme apresentado na Tabela 1.

Conforme mencionado na sessão Metodologia, a classificação de giro dos itens deste estudo de caso teve uma abordagem diferente das referências utilizadas como base. Ao invés

de se considerar a quantidade anual consumida, a segmentação foi feita exclusivamente a partir da frequência de consumo do item, independentemente do volume em si consumido. A frequência de consumo do item foi calculada a partir do percentual de dias em que houve consumo em relação ao total de dias existentes em uma determinada janela de tempo (Tabela 3). Tal classificação, denominada de “Faixa de Consumo”, já era existente na empresa, e teve de ser ajustada para o uso dos modelos com as classificações de giro conhecidas, apresentados anteriormente.

Tabela 3: Classificação de giro a partir de faixas de consumo correspondentes aos percentuais de frequência definidos pela empresa.

Frequência de Consumo (%)	Faixa de Consumo	Classificação de Giro
0	Sem consumo	Baixíssimo Giro
Maior que 0 até 3	Baixíssimo consumo	Baixíssimo Giro
Maior que 3 até 10	Baixo consumo	Baixo Giro
Maior que 10 até 70	Médio consumo	Alto Giro
Maior que 70	Alto consumo	Alto Giro

As faixas, “Sem Consumo” e “Baixíssimo Consumo”, foram agrupadas para que seus itens tivessem seus mínimos calculados pelo modelo de “Baixíssimo Giro”. De forma análoga, os itens considerados de “Médio Consumo” e “Alto Consumo” foram classificados para o uso do modelo de distribuição Normal de Alto Giro. Já os itens de “Baixo Consumo”, foram classificados diretamente para o modelo de “Baixo Giro”.

Conforme LIMA *et al.* (2017) e ELIAS *et al.* (2013), peças de reposição ou de MRO sempre foram especificadas como itens de baixo ou baixíssimo giro, mas pode existir também uma pequena parcela de itens que possuem um alto giro. A Figura 5 ilustra essa afirmação, em que mais de 97% dos itens se enquadram como baixo ou baixíssimo giro, segundo a classificação da Tabela 3, e somente 264 dos 10345 itens são de alto giro.

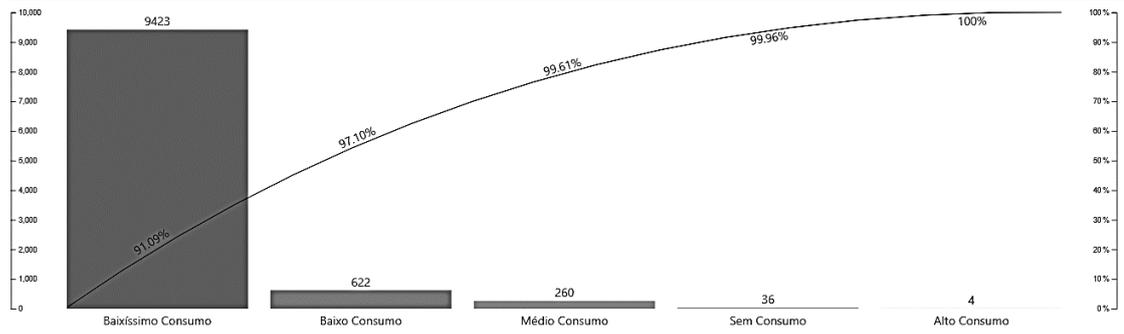


Figura 4: Gráfico Pareto das classificações de faixa de consumo dos itens.

A Figura 5 mostra exemplos de dados de cada tipo de item.

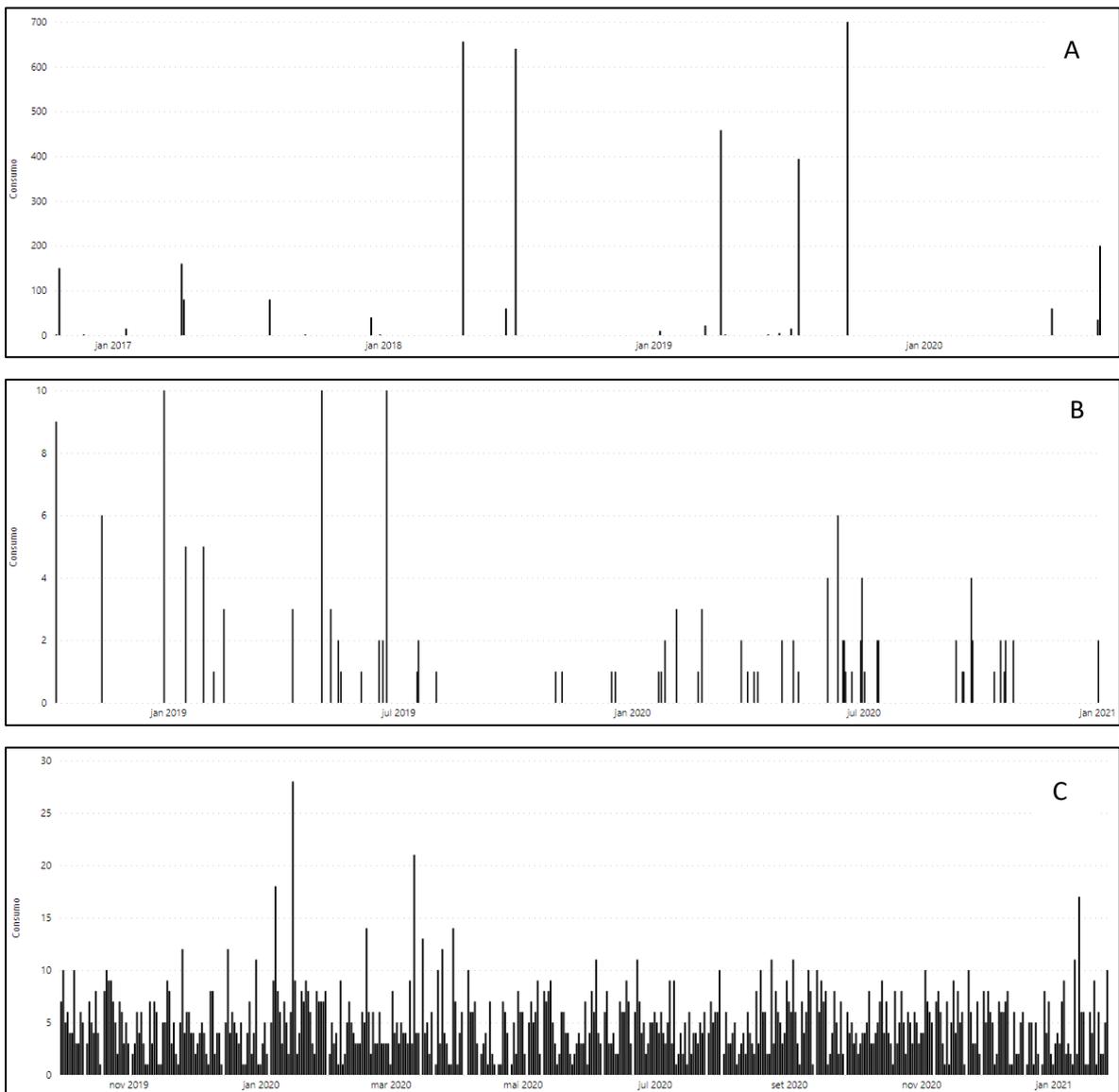


Figura 5: Exemplos de consumo de itens de cada classificação de giro.

Na Figura 5, pode-se observar o padrão de consumo de exemplos para cada classificação de giro. Tem-se em A, o item 08629 de baixíssimo giro, em B, o item 15852 de baixo giro, e em C, o item 27555 de alto giro. Importante reparar que cada gráfico possui uma data inicial diferente. Essa data base foi definida pela empresa a partir de estudos anteriores, para selecionar os períodos mais adequados para a análise de cada tipo de giro.

Quanto menor o giro do item, maior deve ser a janela de tempo analisada para que uma quantidade razoável de eventos seja considerada. O contrário também deve ser aplicado, para que itens com alto giro possam ter seus dados correspondentes ao padrão de consumo mais recente possível, de modo que as sugestões de estoque atendam à realidade mais atual.

A arquitetura do sistema está apresentada na Figura 6. O sistema foi feito no PowerBI, com o auxílio da linguagem de programação Python para calcular os parâmetros das distribuições Gama e Poisson e realizar as demais transformações necessárias com os dados. Uma delas foi o cálculo das estatísticas de consumo considerando os zeros para os dias em que não houve consumo, já que a base de dados possuía somente os registros de consumo realizados. Isto é, a média e o desvio-padrão (exceto para o caso do Baixíssimo Giro) não poderiam ser calculados somente com os dados do banco, mas também com o acréscimo de zeros no *dataset* para os dias e meses em que não houve registros durante a janela de tempo considerada.

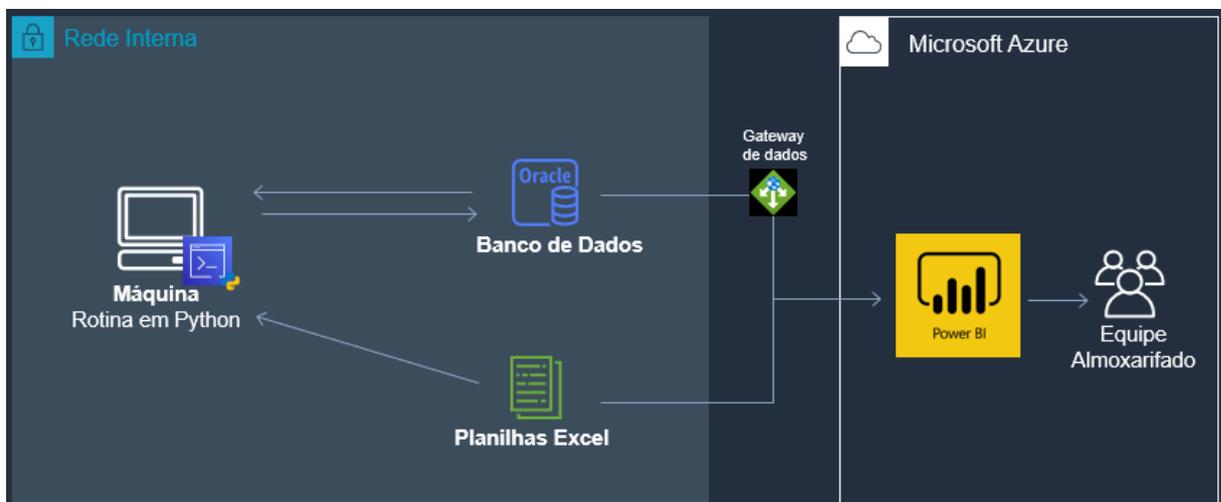


Figura 6: Arquitetura da solução.

À esquerda da Figura 6, está representada a programação em Python. Uma rotina é executada periodicamente gerando informações complementares salvas no mesmo banco de dados. À direita da Figura 6, está o produto final, ou seja, o relatório no PowerBI, que exibe as quantidades mínimas de estoque sugeridas à equipe do almoxarifado da empresa. O PowerBI é alimentado pelas fontes de dados que são planilhas no Excel e tabelas do banco Oracle. Um *gateway* é necessário para garantir a atualização dos dados diariamente (IYER, 2019).

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os resultados qualitativos das sugestões de quantidade mínima em estoque dos itens estão resumidos na Figura 7.

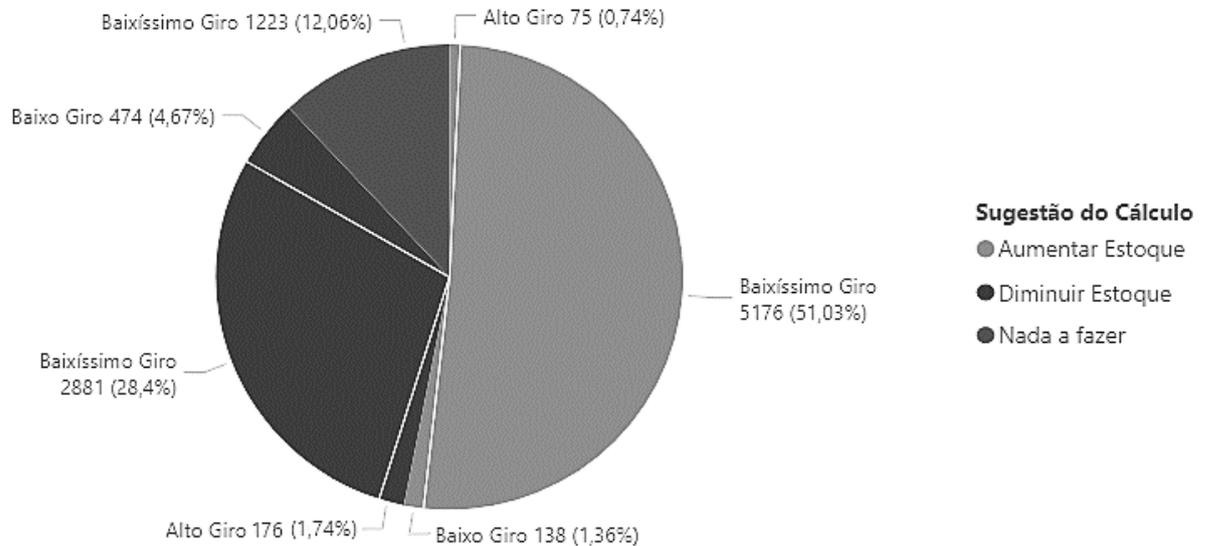


Figura 7: Sugestões dos cálculos de estoque mínimo.

A maioria dos itens analisados teve como quantidade mínima sugerida um valor acima do que já estava sendo utilizado. Tal recomendação de aumento de nível de estoque ocorreu em itens das 3 classificações de giro, assim como nos casos de diminuição do estoque. Já no caso de se sugerir nenhuma ação a fazer, ou seja, do valor calculado de estoque mínimo for exatamente igual ao valor de referência existente, somente itens de baixíssimo giro representaram esta parcela. Itens de baixíssimo giro geralmente têm faixa de trabalho em poucas unidades e, portanto, são mais propensos a coincidirem valores exatamente iguais aos dos cálculos realizados. Para se verificar quão distantes foram as sugestões de aumentar ou diminuir o estoque, foi feita uma análise com box-plots (Figura 8).

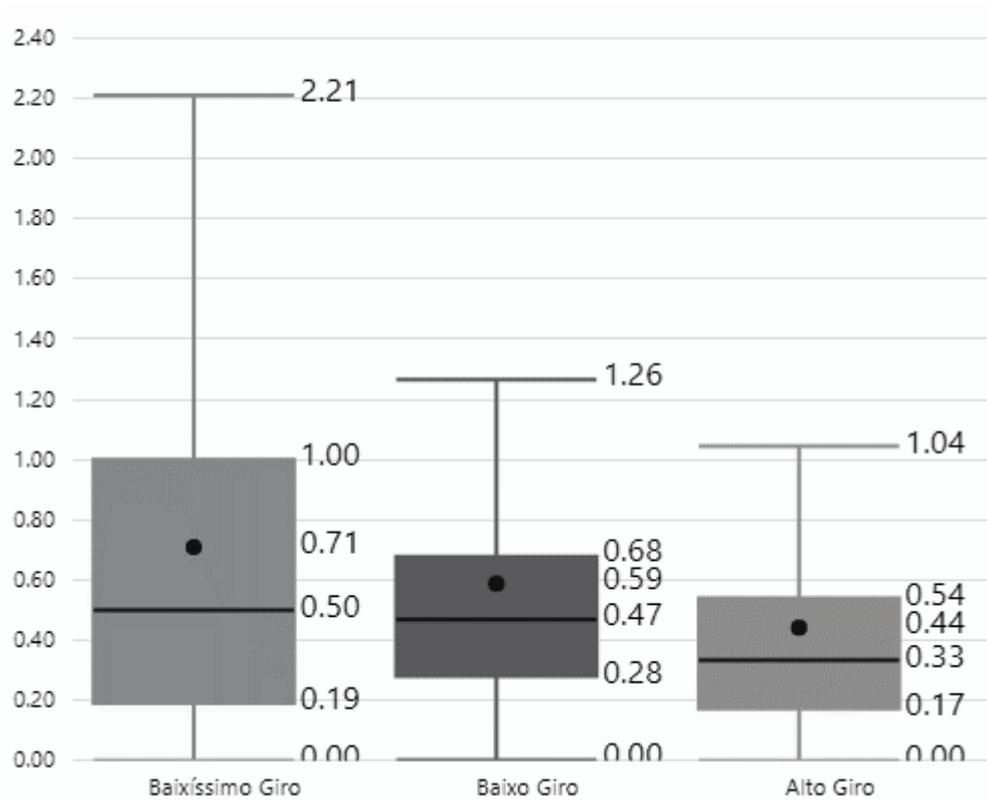


Figura 8. Diferenças entre o valor sugerido e o valor existente de estoque mínimo.

Esses boxplots mostram o quão diferentes foram as sugestões calculadas em relação aos valores de referência existentes, e a incidência dessas diferenças. Para itens de baixíssimo giro, a sugestão de maior diferença em relação ao valor de mínimo existente foi de 2,21 vezes, ou 221% diferente. Qualitativamente é uma mudança grande, mas como a vasta maioria de itens de baixíssimo giro tem estoque baixo, às vezes unitário, o valor numérico pode representar diferenças menos impactantes. A mediana para itens de alto giro indica que 50% das sugestões tiveram diferença de apenas 33% em relação ao valor atual existente. Essa classe de itens é a que está sob os olhares mais atentos do almoxarifado. Os resultados com diferenças de menor dispersão e ainda em um patamar mais inferior provêm mais confiabilidade para a equipe de almoxarifado com o sistema. Já para os itens de baixo giro, as diferenças ficaram em um patamar intermediário em relação às demais classes. Isso é coerente com a natureza desses itens, pois não há dados muito frequentes a fim de se disponibilizar resultados mais refinados, mas também não são tão raros quanto os de baixíssimo giro.

Esses resultados foram positivos, pois de modo geral demonstram que as diferenças de sugestões não foram, em sua maioria, muito distantes da realidade existente. Isso demonstra que o sistema está cumprindo um papel de apoio à tomada de decisão conforme o esperado, e

não sugerindo uma mudança muito brusca de parâmetros operacionais. Essa análise também reforça a aplicabilidade das metodologias utilizadas como referências neste trabalho.

Analisou-se a importância de se utilizar a metodologia correta para o item com giro de consumo específico. Para isso, foram feitos cálculos com os mesmos itens dados como exemplo na Figura 5, entre as três diferentes metodologias disponíveis no trabalho. Na Tabela 4, as estatísticas de cada item estão dispostas para auxiliar na análise. Os resultados decimais foram arredondados para inteiros mais próximos. O Apêndice A apresenta os cálculos para alguns desses valores.

Tabela 4. Comparação entre cálculos de metodologias diferentes por giro.

N.S.	μ_C	σ_C	μ_{LT}	σ_{LT}	Item	Metodologia utilizada		
						Alto	Baixo	Baixíssimo
97%	3,56	0,11	24	6,9	27555 Alto	133	182	10
95%	0,16	0,78	77	31,6	15852 Baixo	27	20	3
97%	182,64	218	35	9,7	08629 Baixíssimo	9666	6889	594

Uma característica importante do item 27555 de alto giro é o desvio-padrão de consumo diário bem baixo, igual a 0,11 unidades. Este quesito pode ajudar a explicar o fato do cálculo de mínimo usando a metodologia correspondente ao item, igual a 133, ter sido menor que o resultado simulado (182) usando a metodologia de baixo giro. No geral, considerando apenas o fator giro, itens de giro menor necessitariam de estoque mais baixo por terem menos rotatividade. Como demonstrado na Tabela 2 e Equações 1, 2 e 4, o desvio-padrão influencia diretamente no resultado das equações de alto giro, sendo elevado ao quadrado, e portanto, para este item de exemplo, ele impacta para a diminuição do valor do cálculo.

Já para o item de baixo giro 15852, o seu alto valor de desvio-padrão para *leadtime* colaborou para que na simulação como alto giro, o resultado fosse maior, 27, em comparação a 20. Uma vez que σ_{LT} não é considerado no cálculo da metodologia de baixo giro (Tabela 2), o impacto é significativo, além das distribuições consideradas com níveis de serviço diferentes que influenciam também.

Para a metodologia e exemplo do item 08629 de baixíssimo giro, a análise é mais clara, visto que depende apenas de nível de serviço, média e desvio-padrão, quando somente há consumo. Como essa estratégia, já comentada anteriormente, objetiva apenas cobrir um raro

evento de consumo, o valor do mínimo tende a ser consideravelmente baixo se essas estatísticas de consumo (*leadtime* é totalmente desconsiderado) também forem. Isso ocorre para os itens anteriores, mas para este em particular, o mínimo de 594 é explicado pelos altos valores de média e desvio-padrão.

Após um pouco mais de dois meses de implantação do sistema, já foi possível perceber alguns resultados positivos do sistema para o almoxarifado da empresa. Na Figura 9, são comparadas as diferenças relativas das sugestões do sistema com os valores existentes entre o período da implantação até 2 meses após. Para todos os itens, as medianas dessas diferenças tiveram um decréscimo, indicando que alguns itens já foram provavelmente atualizados com seus mínimos conforme sugestão dada. No caso de aumento de estoque, significa estarem mais seguros em relação a rupturas indesejadas, e para o caso de diminuição de estoque, significa economia para empresa com mais capital disponível no fluxo de caixa.

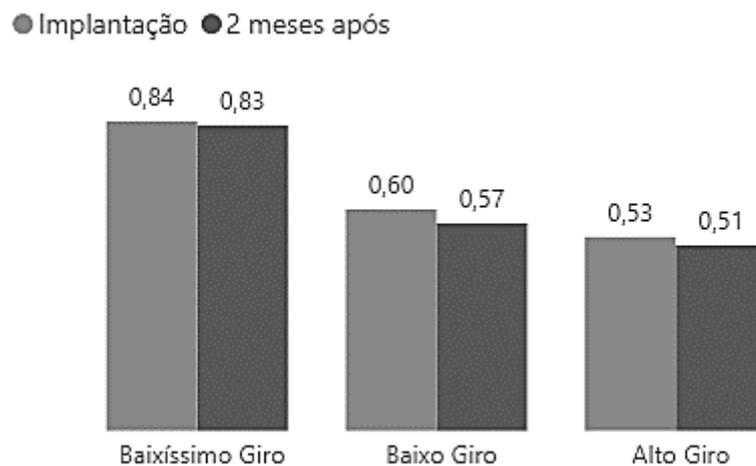


Figura 9. Medianas das diferenças entre sugestões e valores existentes cadastrados.

5. CONCLUSÕES

Neste trabalho, vemos a importância de um gerenciamento de estoque digitalizado, baseado nos dados históricos, e o grande potencial de ganho para a empresa. Os cálculos de estoques mínimos foram satisfatórios e as metodologias mostraram-se aderentes à realidade do caso real em uma indústria siderúrgica. Os ganhos do sistema vão muito além de sugerir os valores mínimos de estoque, pois até se chegar neste valor, outras estatísticas importantes são obtidas, que também servem como análise importante num processo de tomada de decisão.

O fato de ter sido usada a mesma equação de baixo giro tanto para itens com distribuição Poisson quanto Gama, pode ser questionável, já que a equação tem premissas para a Poisson. Uma melhoria poderia ser analisada, criando uma equação exclusiva que atendesse à distribuição Gama, considerando também o desvio-padrão de consumo, já que a variância não é próxima da média. Para itens de baixíssimo giro, a estratégia funciona bem se os eventos raros de consumo acontecerem espaçados no tempo, mas para o caso de acontecerem às vezes próximos, seria um problema. Isso pode ser corrigido agrupando eventos de consumo raros por janelas de tempo iguais ao *lead time* do item. Mas deveria ser analisado o custo-benefício de aumentar o estoque para itens dessa classe.

As distribuições são um bom ponto de partida para um projeto de análise de dados, mas a normalidade de dados sempre é algo a ser questionável na prática. Soluções mais robustas podem ser incrementadas ao projeto, como análise e modelagem em séries temporais para itens que possuam alguma sazonalidade.

O projeto atendeu as expectativas do cliente, sendo importante lembrar que se trata de um sistema de apoio à tomada de decisão. Visto que são milhares de itens, as análises aqui foram feitas por exemplos específicos ou de forma geral. As análises no cotidiano são feitas item a item e, portanto, para cada um deles, existirão respostas diferentes.

REFERÊNCIAS

- BARBOSA, J. A. Distribuição de Poisson. Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências e Tecnologia, 2014. Disponível em: <<http://dspace.bc.uepb.edu.br/jspui/bitstream/123456789/8241/1/PDF%20-%20Janeide%20Alves%20Barbosa.pdf>>. Acessado em 22 de março de 2021.
- BÜYÜKÖZKAN, G., & GÖÇER, F. **Digital Supply Chain: Literature review and a proposed framework for future research.** Computers in Industry. Vol 97, pp. 157–177. 2018. doi:10.1016/j.compind.2018.02.010
- CARDOSO, F. G., VIEIRA, J. G. V., SILVA, J. E. A. R., & FIGUEIREDO, A. M. *Avaliação do nível de serviço logístico de uma empresa distribuidora de autopeças.* Revista Produção Online, 2014, vol. 14, num. 4, 1348. doi:10.14488/1676-1901.v14i4.1657
- ELIAS, P. D. Peças de Reposição de Baixíssimo Giro: Formulação de Uma Política de Estoques em Contraposição às Peças de Consumo em Massa / Paula Dias Elias. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2013.
- IYER, R. ARTHI. Gerenciar sua fonte de dados - Oracle. Microsoft Docs, 2019. Disponível em: < <https://docs.microsoft.com/pt-br/power-bi/connect-data/service-gateway-onprem-manage-oracle>>. Acessado em 09 de maio de 2021.
- JÚNIOR, J. C. V.; FONTES, R. F. **Criticidade e dimensionamento de estoques MRO: Estudo de caso de uma fábrica de chocolates localizada na França.** Projeto de Graduação – UFRJ/ POLI/ Curso de Engenharia de Produção, 2017. pp. 46-49
- KUO, T.C., CHEN, K. J., SHIANG, W.J., HUANG, P. B., OTIENO, W., & CHIU, M.C. A collaborative data-driven analytics of material resource management in smart supply chain by using a hybrid Industry 3.5 strategy. Resources, Conservation and Recycling. 2020. pp. 164, 105160. doi:10.1016/j.resconrec.2020.105160
- LIMA, M. C. Estratégias de estoque de peças de reposição: um estudo de caso de um OSRV. Rio de Janeiro: UFRJ / Escola Politécnica, 2017.
- MESQUITA, M. A.; SANTORO, M. C. **Análise de modelos e práticas de planejamento e controle da produção na indústria farmacêutica.** Prod. [online]. 2004, vol.14, n.1, pp.64-77. ISSN 1980-5411
- NASIRI, M.; UKKO, J.; SAUNILA, M.; RANTALA, T. Managing the digital supply chain: the role of smart Technologies. Technovation. Ago-Set 2020.
- PETERING, M. E.H.; CHEN, X.; HSIEH, W. H. **Inventory control with flexible demand: Cyclic case with multiple batch supply and demand processes.** International Journal of Production Economics, Elsevier, 2019. vol. 212 (C), pp. 60-77.
- RAFAEL. Classificação XYZ da Criticidade dos Itens em Estoque. **Aprendendo Gestão.** Ago 2016. Disponível em: <<https://aprendendogestao.com.br/2016/08/31/classificacao-xyz-criticidade/>>. Acesso em 06/04/2021

REGO, J. A lacuna entre a teoria de gestão de estoques e a prática empresarial na reposição de peças em concessionárias de automóveis. Dissertação (Mestrado em Administração). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, USP, 2006.

SILVER, E. A.; PYKE, D. F; PETERSON, R. Inventory management and production planning and scheduling. 3ª ed. New York: John Wiley & Sons, p.754, 1998.

TAVARES, L. V.; ALMEIDA, L. T. A binary decision model for stock control os very slow moving items. Operational research society, v. 34, n. 3, p. 249-252, 1983.

VASCONCELLOS, L. H. R.; SAMPAIO, M. The Stockouts Study: an Examination of the Extent and the Causes in the São Paulo Supermarket Sector. BAR, Braz. Adm. Rev. vol.6 no.3 Curitiba July/Sept. 2009. <https://doi.org/10.1590/S1807-76922009000300007>

WANKE, P. Gestão de estoque de peças de reposição de baixo giro. Abr 2003. Disponível em ilos: <<http://www.ilos.com.br/web/gestao-de-estoques-de-pecas-de-reposicao-debaixo-giro/>>. Acesso em 12 de fevereiro de 2021.

WANKE, P. Gestão de estoques de peças de reposição de baixíssimo giro. Ago 2002. Disponível em Ilos: <<http://www.ilos.com.br/web/gestao-de-estoques-de-pecas-de-reposicao-debaixissimo-giro/>> Acesso em 05 de março de 2021.

WANKE, P. Quadro conceitual para gestão de estoques: enfoque nos itens. Gestão & produção, 2012, v. 19 (ed. 4), pp. 677-687.

APÊNDICE A - Demonstração dos cálculos da Tabela 4

- Cálculo de mínimo para o item 27555 de Alto Giro

$$s = (\mu_C \cdot \mu_{LT}) + z \cdot \sqrt{(\mu_{LT} \cdot \sigma_C^2) + (\mu_C^2 \cdot \sigma_{LT}^2)}$$

$$s = (3,56 \cdot 24) + INV.NORM.N(0,97; 0; 1) \cdot \sqrt{(24 \cdot 0,11^2) + (3,56^2 \cdot 6,9^2)}$$

$$s = 85,44 + 1,88 \cdot \sqrt{0,2904 + 603,39}$$

$$s \cong 132$$

- Cálculo de mínimo para o item 15852 de Baixo Giro

$$s = (\mu_C \cdot \mu_{LT}) + z \cdot \sqrt{(\mu_C \cdot \mu_{LT})}$$

Em que, para o caso de distribuição Poisson

$$z = poisson.ppf(N.S.; \mu_C) / \sigma_C$$

Ou neste caso, para a distribuição Gama

$$z = gama.ppf(q; a; 0; 1) / \sigma_C$$

Sendo necessário antes obter $(q; a) = gama.fit(dados\ de\ consumo\ mensal\ do\ item)$

$$s = (0,157 \cdot 77) + gama.ppf(q; a; 0; 1) / \sigma_C \cdot \sqrt{(0,157 \cdot 77)}$$

$$s = 12,089 + 1,6536 / 0,78 \cdot \sqrt{12,089}$$

$$s \cong 19$$

- Cálculo de mínimo para o item 08629 de Baixíssimo Giro

$$s = \mu_{C^*} + z \cdot \sigma_{C^*}$$

$$s = 182,64 + INV.NORM.N(0,97; 0; 1) \cdot 218$$

$$s = 182,64 + 1,88 \cdot 218$$

$$s \cong 593$$

Obs.: Os valores do sistema foram acrescidos de 1 unidade pois a ordem de compra é disparada quando o valor do estoque se torna menor que o valor mínimo cadastrado.

ANEXO A – Trechos relevantes do script Python

```

import numpy as np
import pandas as pd
import cx_Oracle
import openpyxl
from datetime import date
from scipy.stats import gamma
from scipy.stats import poisson

def FiltraConsumoPorData(consumo_item_mensal: pd.core.frame.DataFrame,
                        item_info: pd.core.frame.DataFrame):
    """
    Utiliza a data base de consumo presente em item_info
    para deletar registros antigos de consumo.
    """

    index_to_drop = []
    for item in consumo_item_mensal['ITEM'].unique():
        data_base = item_info.loc[item, 'Data inicial CC Consumo']
        #deleta linhas com registro de consumo anterior à data base

    index_to_drop.append(consumo_item_mensal[(consumo_item_mensal['ITEM']==i
    tem) &

    (consumo_item_mensal['DATA_TRANSACAO']< data_base)].index)

    #flattening list
    index_to_drop = [item for sublist in index_to_drop for item in
    sublist]
    #remove dados indesejados
    consumo_item_mensal.drop(index_to_drop, inplace=True)
    consumo_item_mensal.reset_index(drop=True, inplace=True)

    return consumo_item_mensal

def CriaTimeline(item_info: pd.core.frame.DataFrame, frequencia: str):
    """
    Cria um dataframe base (timeline) com amostragem definida pela
    variável "frequencia" para os itens,
    considerando a data base de consumo cada um.
    """

    timeline = pd.DataFrame(columns=['DATA_TRANSACAO', 'ITEM'])
    data_atual = date.today()
    timeline_por_item = []

    for item in item_info.index.unique():
        data_base = item_info.loc[item, 'Data inicial CC Consumo']
        data_range = pd.date_range(start=data_base, end=data_atual,
        freq=frequencia)
        timeline_por_item.append(pd.MultiIndex.from_product([pd.DatetimeIn
        dex(data_range), [item]],
        names=['DATA_TRANSACAO', 'ITEM']).to_frame(index=False))

    timeline = pd.concat(timeline_por_item, ignore_index=True)
    timeline['DATA_TRANSACAO'] = timeline['DATA_TRANSACAO']
    return timeline

```

```

print("Dados da tabela CONSUMO foram lidos.")

timeline_diaria = CriaTimeline(item_info, 'D')
timeline_mensal = CriaTimeline(item_info, 'M')

print("Timeline de consumo foi gerada.")

#concatena informações de consumo diario, se houver consumo na tabela
consumo_item_diario
consumo_timeline_diario =
timeline_diaria.join(consumo_item_diario.set_index(['DATA_TRANSACAO','ITEM']
), on=['DATA_TRANSACAO','ITEM'], how='left').reset_index(drop=True)
#concatena informações de consumo mensal, se houver consumo na tabela
consumo_item_mensal
consumo_timeline_mensal =
timeline_mensal.join(consumo_item_mensal.set_index(['DATA_TRANSACAO','ITEM']
), on=['DATA_TRANSACAO','ITEM'], how='left').reset_index(drop=True)
#preenche com 0 a quantidade consumida nos meses em que não houve consumo
consumo_timeline_diario['QUANTIDADE'].fillna(0,inplace=True)
consumo_timeline_mensal['QUANTIDADE'].fillna(0,inplace=True)

#calcula da média e desvio padrão por item a partir do consumo diario
presente em consumo_timeline_diario
media_std_diario =
consumo_timeline_diario.groupby(consumo_timeline_diario['ITEM']).QUANTIDADE.
agg(['mean','std'])
#adiciona valores calculados à tabela item_info
item_info = item_info.join(media_std_diario, how='left')
item_info.rename(columns={'mean':'MEDIA_CONSUMO_DIARIO',
'std':'DESVIO_CONSUMO_DIARIO'}, inplace=True)

#calcula da média e desvio padrão por item a partir do consumo
mensal presente em consumo_timeline
media_std_mensal =
consumo_timeline_mensal.groupby(consumo_timeline_mensal['ITEM']).QUA
NTIDADE.agg(['mean','std'])
#adiciona valores calculados à tabela item_info
item_info = item_info.join(media_std_mensal, how='left')
item_info.rename(columns={'mean':'MEDIA_CONSUMO_MENSAL',
'std':'DESVIO_CONSUMO_MENSAL'}, inplace=True)
print("Meses sem consumo preenchidos com zero.")

```

```

#calcula Z's para Gama e Poisson
for row in item_info.loc[mask].itertuples():
    if row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL > 0:
        a, loc, scale =
gamma.fit(consumo_timeline_mensal.loc[consumo_timeline_mensal['ITEM'
]==row.ITEM, 'QUANTIDADE'])
        item_info.at[row.Index, 'z90_gama'] = gamma.ppf(0.90, a,
loc, scale)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z95_gama'] = gamma.ppf(0.95, a,
loc, scale)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z97_gama'] = gamma.ppf(0.97, a,
loc, scale)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z99_gama'] = gamma.ppf(0.99, a,
loc, scale)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL

        item_info.at[row.Index, 'z90_poisson'] = poisson.ppf(0.90,
row.MEDIA_CONSUMO_MENSAL)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z95_poisson'] = poisson.ppf(0.95,
row.MEDIA_CONSUMO_MENSAL)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z97_poisson'] = poisson.ppf(0.97,
row.MEDIA_CONSUMO_MENSAL)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL
        item_info.at[row.Index, 'z99_poisson'] = poisson.ppf(0.99,
row.MEDIA_CONSUMO_MENSAL)/ row.DESVIO_CONSUMO_MENSAL

    else:
        item_info.at[row.Index, 'z90_gama'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z95_gama'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z97_gama'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z99_gama'] = np.nan

        item_info.at[row.Index, 'z90_poisson'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z95_poisson'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z97_poisson'] = np.nan
        item_info.at[row.Index, 'z99_poisson'] = np.nan
print("Fim do for de cálculos de Z.")

```