

## **Aplicação do Controle Estatístico de Processos em uma empresa do ramo alimentício**

Silvio Bágio Neto (aluno)

Olivia Toshie Oiko (orientador)

### **Resumo**

*O objetivo deste documento é apresentar o trabalho realizado na busca pela identificação dos fatores que causavam um aumento da variabilidade do processo de envase de caldos de uma empresa do ramo alimentício, o que resultava em produtos fora dos limites de especificação. Ao longo do trabalho condições básicas de funcionamento do equipamento foram restauradas em conjunto com a equipe de manutenção para eliminar causas especiais de variação e utilizando técnicas de planejamento e execução de experimentos fracionados foram identificadas as melhores configurações para o um equipamento de controle de peso nominal. Possibilitando a modificação de um processo fora de controle para um processo sob controle.*

**Palavras-chave:** *controle estatístico; qualidade; capacidade.*

### **1. Introdução**

De acordo com Werkema (2014), na década de 1930 teve início com Dr. Walter A. Shewhart o controle de qualidade moderno, com a proposta do uso de gráficos de controle para análise de dados. Ainda de acordo com a autora o controle da qualidade foi utilizado na Inglaterra com base nos trabalhos de E. S. Pearson para elaboração de normas em 1935, e durante a Segunda Guerra Mundial pela indústria americana, tornando possível a produção de suprimentos de guerra em quantidade, qualidade e mais baratos.

No Japão o programa de controle de qualidade foi introduzido em 1946 com o objetivo de eliminar defeitos de qualidade em equipamentos de telefone produzidos no país, contando ao longo dos anos com a contribuição para a implantação e disseminação do controle de qualidade com nomes como, William Edwards Deming e J. M. Juran (WERKEMA, 2014).

Segundo Ishikawa (1993), “praticar um bom controle da qualidade é desenvolver, projetar, produzir e comercializar um produto de qualidade que seja mais econômico, mais útil e sempre satisfatório para o consumidor”.

Borges (2009) afirma que a estatística é extremamente importante e vem sendo utilizada por diversos setores de forma crescente. Uma vertente é o controle estatístico de processos, as

organizações que dominam essa metodologia tem uma vantagem competitiva na busca por melhor desempenho (PARANTHAMAN, 1990). Montgomery (2004) traz cinco pontos que afirmam a importância dos gráficos de controle no controle de processos. O retrabalho é reduzido aumentando a produtividade e reduzindo custos. As cartas são eficazes na prevenção de defeitos colaborando com a manutenção do processo sob controle. Conseguem distinguir causas comuns de especiais, evitando ajustes desnecessários. Fornece informações de diagnóstico do processo. E informa a capacidade do processo.

O trabalho desenvolvido propõe-se em utilizar as ferramentas do controle estatístico de processo focando em uma variável específica da qualidade do produto, a quantidade de massa, que é de extrema relevância para o consumidor na área alimentícia já que ele está comprando uma quantidade informada na embalagem. O estudo envolveu uma linha de produção específica, que é focada no envase de temperos em forma de cubos popularmente conhecidos como “caldo” (sabor galinha, carne, etc), contendo aproximadamente 9,5g. Ou seja, o trabalho buscou entender a variação de massa envasada pelo equipamento, quais as maiores causas dessas variações e quais as melhores saídas para reduzi-la, por consequência garantir a entrega do peso nominal declarado na embalagem.

O conteúdo líquido de produtos comercializados, massa e volume, é fiscalizado pelo INMETRO através da portaria nº 248 de 17 de julho de 2008. A portaria estabelece dois critérios que permitem uma certa tolerância desse conteúdo líquido, possibilitando um limite de especificação para a quantidade de massa do produto inferior ao conteúdo nominal. Porém de acordo com a política da empresa envolvida no estudo o limite inferior de especificação a ser considerado para o produto deve ser o conteúdo nominal apresentado na embalagem. Com base nisso e no limite superior de especificação do produto também estabelecido pela empresa, a capacidade atual do processo mostra-se insatisfatória com um índice Pp igual a 0,53 e Ppk igual a 0,50, ambos sendo inferior a 1,33, que denotaria um processo altamente capaz (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018) de produzir itens dentro desses limites, reforçando a necessidade do trabalho desenvolvido.

A linha de produção de caldos pode ser dividida em duas macro áreas, o processo de fabricação da massa, onde todos os ingredientes são misturados, e a área de envase do produto, contendo os equipamentos de dosagem e embalagem. Como projetos anteriores foram realizados para definir as especificações da massa, o estudo atual focou na área de envase, buscando reduzir a variabilidade causada pelo sistema de dosagem. O equipamento de envase

envolvido é uma tecnologia da IMA Group, da linha FD12, sendo capaz de envasar 1200 cubos por minuto. Os cubos são unidos em uma embalagem secundária contendo 12 unidades onde o conteúdo nominal da embalagem é de 114 g. O sistema de envase inclui uma balança online que verifica a quantidade de massa por cubo e com base nisso manda sinais de controle para aumentar ou diminuir a dosagem.

O objetivo do trabalho foi identificar e reduzir as causas de variabilidade do processo no sistema de envase, que levassem os produtos a não atender as especificações de qualidade para a quantidade de massa. Como objetivos específicos, tem-se:

- Verificar se o processo está estável;
- Levantar a capacidade atual do processo;
- Identificar as causas de variabilidade;
- Propor ações para combater as causas de variabilidade.

## **2. Revisão da literatura**

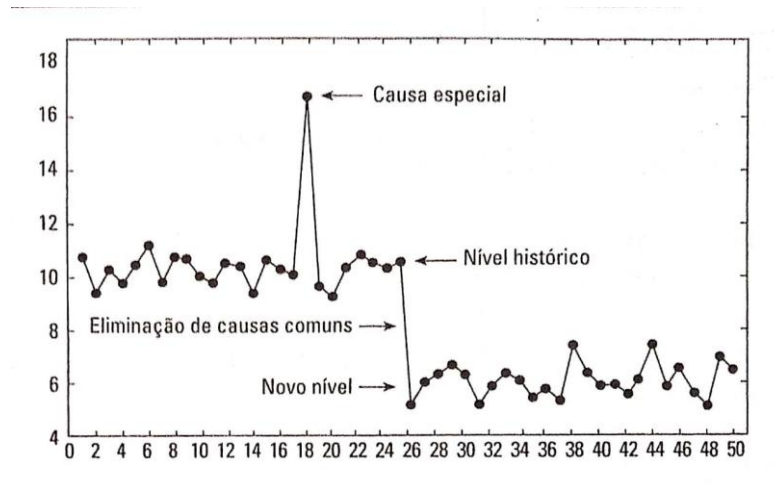
### **2.1 Variabilidade e Estabilidade do Processo**

De acordo com Werkema (2014), os processos naturalmente apresentam uma variação devido a diversos fatores, como diferenças entre máquinas, variações entre lotes de matéria prima, mudanças de condições do ambiente, entre outros fatores. A autora ainda afirma que apesar dos esforços para controlar a variabilidade ela sempre ocorrerá.

Existem dois tipos de causas para a variabilidade, as causas comuns e as especiais. As causas comuns exercem influência sobre todos os valores individualmente, tornando-os individualmente diferentes mas que ao serem agrupados formam um padrão. A variação causada pela causa comum estará sempre presente no processo. Já as causas especiais exercem influência de forma imprevisível no processo não possibilitando a obtenção de um padrão e gerando valores totalmente discrepantes com os demais (RAMOS, 2016).

A imagem a seguir ilustra os conceitos sobre variabilidade citados anteriormente, mostrando a variabilidade comum e as especiais.

Figura 1 – Causas comuns e especiais



Fonte: RAMOS (2016)

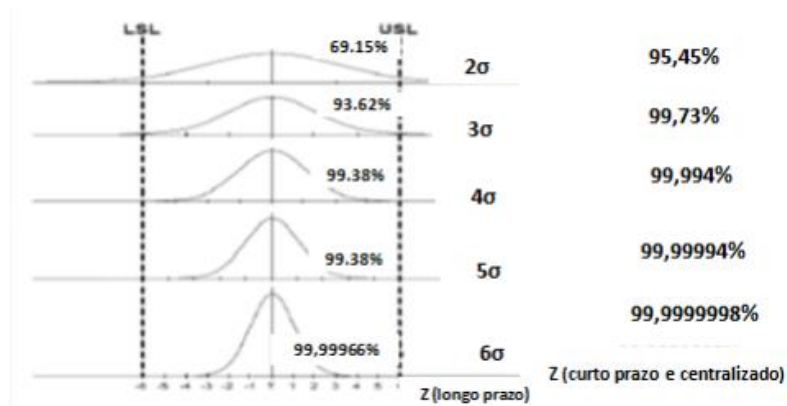
Quando existem apenas causas comuns em um processo ele está estável, está sob controle. Já quando existem causas especiais além das comuns, o processo não está estável e por consequência fora de controle (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018).

## 2.2 Nível sigma

O seis sigma é um programa de melhoria que busca combater os desperdícios gerados pela não qualidade, cujo nome seis sigma se refere ao nível de capacidade do processo, onde a tolerância de especificação corresponde a  $\pm$  seis unidades de desvio padrão ( $\sigma$ ) (CARPINETTI, 2017). Ter um nível seis sigma no processo significa ter a saída de 3,4 partes por milhão (PPM) de defeitos, ou seja, ter um aproveitamento de 99,9997% no processo (RUBEN; VINODH; ASOKAN, 2016)

A imagem a seguir ilustra os níveis de conformidade para cada nível sigma.

Figura 2 - Níveis Sigma



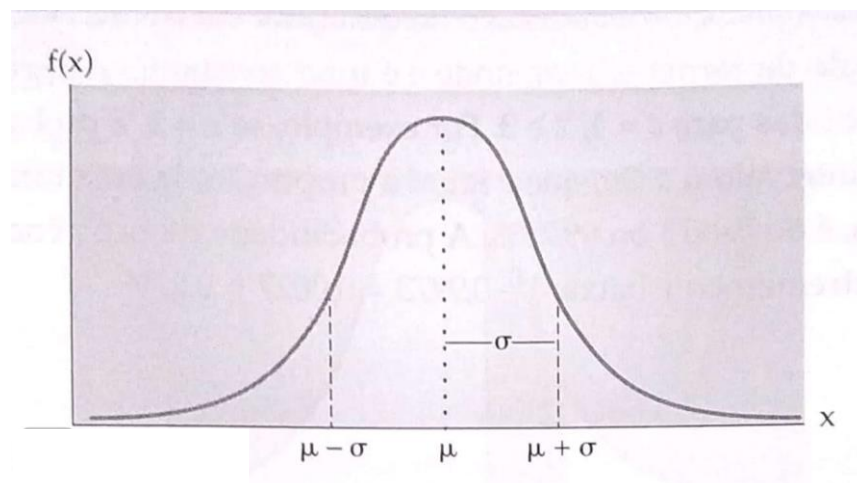
Fonte: DOMENECH (2016)

### 2.3 Distribuição normal

Grande parte das características da qualidade associadas a processos industriais costumam seguir pelo menos de forma aproximada a distribuição normal, que da base para estudos estatísticos de padrão de ocorrência de elementos de uma populações de interesse. A distribuição normal é representada por uma curva simétrica em forma de sino, que demonstra a variação de uma característica devido a soma de um grande número de erros independentes de pequena magnitude, provocados pela atuação de diversos fatores de um processo (WERKEMA, 2014).

A imagem a seguir representa uma curva de distribuição normal onde  $\mu$  representa a média da distribuição, o centro da distribuição normal, e  $\sigma$  o desvio padrão da distribuição.

Figura 3 - Distribuição Normal



Fonte: WERKEMA (2014)

## 2.4 Teste de hipótese

De acordo com Carpinetti (2017), “uma hipótese é uma afirmação sobre parâmetros estatísticos de uma população, a partir de uma amostra da população”, onde duas hipóteses excludentes são construídas, a hipótese nula ( $H_0$ ) e a hipótese alternativa ( $H_1$ ).

Para exemplificar, em um julgamento existem duas possibilidades (hipóteses), a de que o réu é inocente ( $H_0$ ) e a de que ele é culpado ( $H_1$ ), caso a hipótese  $H_0$  for aceita o réu é considerado inocente e se  $H_1$  for aceita o réu é considerado culpado. Associado as duas hipóteses existe a possibilidade de o réu ser considerado culpado quando na verdade é inocente (probabilidade  $\alpha$ ) ou erro do tipo I, e a de o réu ser considerado inocente quando na verdade é culpado (probabilidade  $\beta$ ) ou erro do tipo II (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018).

O quadro 1 resume os conceitos apresentados anteriormente.

Quadro 1 – Teste de Hipótese

Hipótese $H_0$	Decisão	
	Accepta $H_0$ (Probabilidade)	Rejeita $H_0$ (Probabilidade)
Verdadeira	Decisão Correta ( $1 - \alpha$ )	Erro do Tipo I ( $\alpha$ )
Falsa	Erro do Tipo II ( $\beta$ )	Decisão Correta ( $1 - \beta$ )

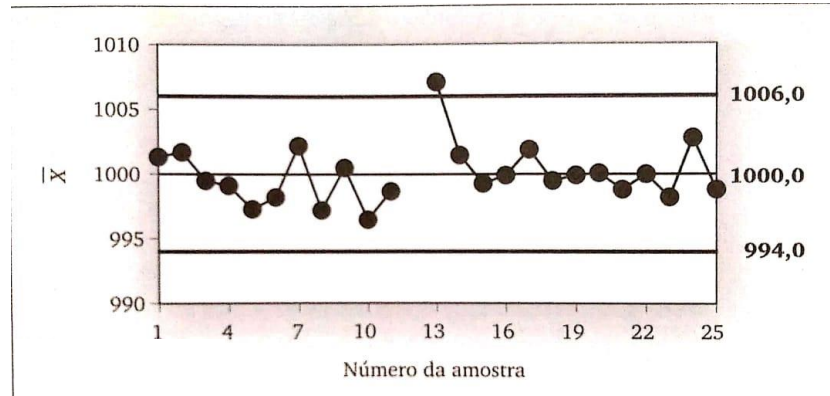
Fonte: Adaptado de Carpinetti *et al.* (2018)

## 2.5 Gráficos de controle

Segundo Ramos (2016), um gráfico de controle é um conjunto de pontos amostrais ordenados de forma temporal e interpretados através de linhas horizontais, denominadas limite superior de controle (LSC), linha média (LM) e limite inferior de controle (LIC). E os gráficos de controle tem 3 objetivos, verificar a estabilidade de um processo estudado, verificar se o processo permanece estável e permitir o aprimoramento de um processo através da redução da variabilidade. O autor também traz duas grandes divisões dentre os gráficos de controle, gráficos de variáveis geralmente obtidos através de alguma medição (peso, altura, resistência, etc.) e atributos geralmente obtidos através de alguma contagem (número de defeitos, número de erros, etc.).

A imagem a seguir ilustra um gráfico de controle por variáveis:

Figura 4 – Gráfico de Controle



Fonte: Carpinetti *et al.* (2018)

Para variáveis contínuas geralmente é utilizado um par de gráficos de controle, um para controlar a centralidade da variável e outro para controlar a dispersão dela. Os gráficos utilizados geralmente são o da média amostral ( $\bar{X}$ ) para controlar a centralidade e o da amplitude amostral (R) para controlar a dispersão (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018).

De acordo com Carpinetti *et al.* (2018), para os gráficos de  $\bar{X}$  e R as linhas médias são definidas como o valor médio esperado para as variáveis e os limites a três desvios-padrão dessa média, proposta feita por Shewhart.

De acordo com Werkema (2014), na prática os gráficos de  $\bar{X}$  e R devem ser elaborados a partir de dados amostrais. As equações a seguir ilustram o cálculo dos limites para os gráficos de controle:

$$1) LSC_{\bar{x}} = \bar{\bar{x}} + A_2\bar{R}$$

$$2) LM_{\bar{x}} = \bar{\bar{x}}$$

$$3) LIC_{\bar{x}} = \bar{\bar{x}} - A_2\bar{R}$$

Onde  $A_2$  é uma constante tabelada em função do tamanho n da amostra,  $\bar{\bar{x}}$  é a média global da amostra e  $\bar{R}$  é a amplitude média.

$$4) LSC_R = D_4\bar{R}$$

$$5) LM_R = \bar{R}$$

$$6) LIC_R = D_3\bar{R}$$

Onde  $D_4$  e  $D_3$  são constantes tabeladas em função do tamanho n das amostras.

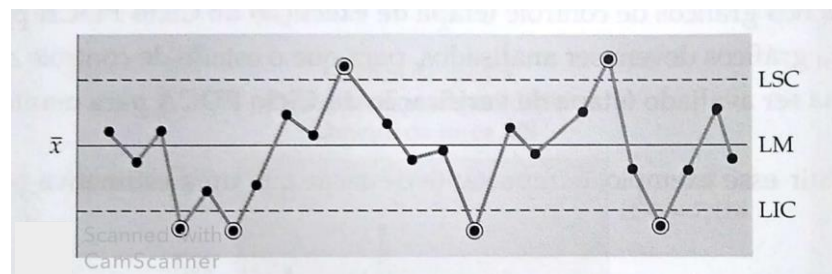


Werkema (2014) define um fluxo para a construção e utilização dos gráficos de controle de  $\bar{X}$  e R, onde os limites devem ser calculados e os dados plotados, caso não houver pontos fora dos limites os gráficos podem ser adotados para o monitoramento do processo, caso contrário a causa deve ser investigada e combatida, após isso os limites devem ser recalculados e o mesmo raciocínio deve ser seguido. A autora também traz 6 critérios para a identificação de falta de controle do processo:

- Pontos fora dos limites de controle (Figura 5);
- Periodicidade, onde os pontos apresentam uma tendência para cima e para baixo de forma repetida;
- Sequência, em que uma sequência de pontos aparece em um dos lados da linha média;
- Tendência, em que uma sequência de pontos apresenta um comportamento crescente ou decrescente;
- Aproximação dos limites de controle, apresentando dois de três pontos consecutivos fora de  $2\sigma$ ;
- Aproximação da linha média, apresentando uma variabilidade menor do que o esperado, podendo indicar erro no cálculo dos limites ou erro na definição do plano de amostragem.

A figura 5 ilustra o uso de um desses critérios:

Figura 5 – Pontos fora dos limites



Fonte: Werkema (2014)

## 2.6 Índices de capacidade

Estudos de capacidade do processo correspondem a verificar se um processo consegue produzir produtos dentro das especificações de engenharia, estudo que costuma ser feito através



do cálculo e análise dos índices de capacidade, que só podem ser utilizados de forma confiável se o processo estiver estável (sem causas especiais), dessa forma sendo possível de prever, e se os dados seguirem uma distribuição normal, pois os índices partem do pressuposto de que os dados o seguem (RAMOS, 2016).

Os índices mais usuais são o Cp e o Cpk (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018), mas também podem ser vistos na indústria os índices Pp e Ppk, que tem interpretações semelhantes às dos índices Cp e Cpk (RAMOS, 2016).

De acordo com Werkema (2014), o índice Cp leva em consideração os limites de especificação e os compara com a variabilidade do processo, correspondendo a real capacidade do processo caso a média esteja centrada entre os limites, já o Cpk leva em consideração a média do processo, permitindo verificar o atingimento do valor nominal especificado. Esses índices são obtidos através das equações a seguir:

$$7) Cp = \frac{LSE - LIE}{6\sigma}$$

$$8) Cpk = MIN \left[ \frac{LSE - \mu}{3\sigma}, \frac{\mu - LIE}{3\sigma} \right]$$

Os índices Cp e Cpk tendem a ser iguais se a média do processo coincidir com o valor nominal da especificação, caso isso não for verdade quer dizer que o processo não está centrado nos limites e que o Cp não traz uma capacidade real, servindo apenas como uma capacidade potencial (WERKEMA, 2014).

As equações dos índices Pp e Ppk são semelhantes as dos índices Cp e Cpk, porém apresentam no seu denominador o desvio-padrão amostral (s) conforme equação a seguir (RAMOS, 2016):

$$9) Pp = \frac{LSE - LIE}{6s}$$

$$10) Ppk = MIN \left[ \frac{LSE - \mu}{3s}, \frac{\mu - LIE}{3s} \right]$$

Para todos os índices apresentados anteriormente um processo será considerado capaz se apresentar um valor superior a 1,33, será considerado razoavelmente capaz se apresentar um valor entre 1 e 1,33, e será considerado incapaz se apresentar índice inferior a 1 (CARPINETTI; COSTA; EPPRECHT, 2018).

## 2.7 Experimentos fatoriais e fatoriais fracionários

Para experimentos onde se deseja analisar a variação de uma variável resposta em função de dois ou mais fatores, planejamentos de experimento fatoriais são eficientes, sendo possível testar as combinações dos diversos níveis dos fatores. Por exemplo, testar as combinações de um fator A e um B, com 2 níveis e 3 respectivamente, obtendo  $2 \times 3 = 6$  combinações a serem testadas, entendendo como cada uma afeta a variável resposta (CARPINETTI, 2017). Geralmente mais de 2 fatores precisam ser testados e para não inviabilizar o experimento, costuma-se limitar o número de níveis em 2 para cada fator, obtendo um experimento fatorial  $2^k$ , onde 2 representa o número de níveis e k o número de fatores resultando em  $2^k$  combinações de teste. O planejamento de experimento pode ser organizado através de uma matriz, onde os níveis para  $x_k$  fatores são distribuídos em colunas seguindo uma ordem de alternância de  $2^{(k-1)}$ , ou seja, primeiro são alocados  $2^{(k-1)}$  de um nível e depois  $2^{(k-1)}$  do outro nível (CARPINETTI, 2017). Para exemplificar, considerando um teste com 3 fatores,  $2^3 = 8$  experimentos, e para cada um dos fatores a seguinte distribuição nas colunas.

- $x_1: 2^0 = 1$  sinais alternados;
- $x_2: 2^1 = 2$  sinais alternados;
- $x_3: 2^2 = 4$  sinais alternados.

Tabela 1 - Exemplo de Matriz de Experimento

Testes	Fatores			Variavel Reposta (Y)
	X1	X2	X3	
1	-1	-1	-1	
2	+1	-1	-1	
3	-1	+1	-1	
4	+1	+1	-1	
5	-1	-1	+1	
6	+1	-1	+1	
7	1	+1	+1	
8	+1	+1	+1	

Fonte: Adaptado de Carpinetti (2017)

Carpinetti (2017) ainda traz que o foco em um experimento fatorial é calcular o efeito causado pela variação dos fatores na variável resposta, onde o efeito de um determinado fator é calculado mantendo os demais fatores fixos e variando entre os níveis dele. Além do efeito

de um fator isolado ( $E_1, E_2, \dots, E_k$ ), é possível calcular o efeito da combinação dos fatores ( $E_{12}, E_{13}, \dots, E_{123}$ ), e com isso é possível identificar os níveis dos fatores para os quais a variável resposta melhora.

Com um número grande de fatores os experimentos fatoriais  $2^k$  exigem um grande número de testes inviabilizando iniciativas experimentais, portanto, é interessante realizar uma fração desses testes (experimentos fatoriais fracionários). Por exemplo, um experimento com 4 fatores envolveria 16 testes, mas caso existir tempo para realizar apenas metade desses testes,  $\frac{1}{2} * 2^4 = 8$  testes. Com isso é possível ganhar tempo e economizar recurso, porém perde-se em precisão de análise.

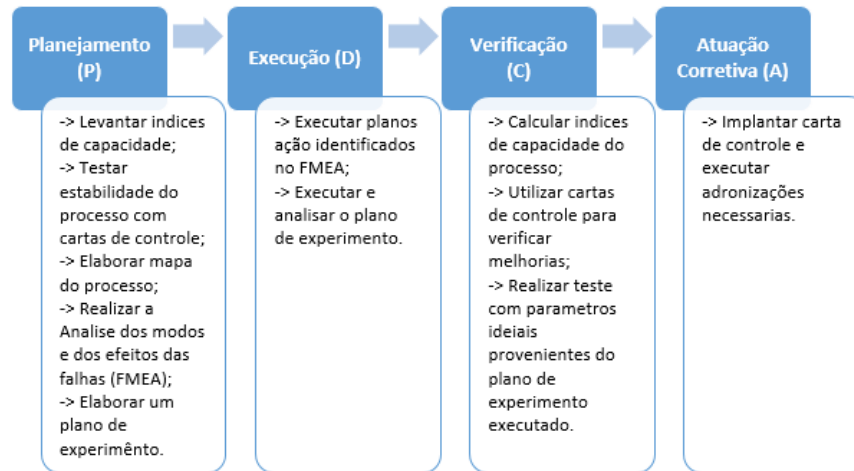
### **3. Metodologia**

Segundo Prodanov e Freitas (2013) a natureza da pesquisa pode ser considerada aplicada, por envolver a solução de problemas específicos em aplicações práticas, no trabalho em questão, a busca pela redução da variabilidade de um processo e por consequência o aumento da capacidade. Do ponto de vista dos objetivos pode ser considerada exploratória pela busca de gerar mais informações sobre o tema através de um exemplo de aplicação de algumas ferramentas de controle de processo. Para os procedimentos técnicos a pesquisa pode ser considerada uma pesquisa ação por haver uma participação ativa na realidade encontrada. Em relação a forma de abordagem do problema a pesquisa pode ser considerada quantitativa, por exigir o uso de técnicas e métodos estatísticos para o entendimento do problema e para a mensuração da efetividade de ações realizadas no processo estudado.

Para nortear o desenvolvimento do trabalho o Ciclo PDCA foi escolhido. Werkema (2014) o define como um caminho que deve ser seguido para o atingimento de metas estabelecidas, sendo um método gerencial para tomada de decisão, que utiliza ferramentas analíticas para a coleta, processamento e disposição de informações na condução de cada etapa.

A figura 6 ilustra cada uma das etapas e quais ferramentas e atividades foram utilizadas:

Figura 6 – Etapas do Projeto



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

Na etapa de Planejamento o estado atual foi levantado, através do índice Ppk de capacidade do processo, junto a isso a estabilidade foi analisada através de cartas de controle. Para entender as falhas que o equipamento poderia causar utilizada a Análise de Modo e Efeito de Falhas (FMEA), levantando as possíveis falhas para cada componente do equipamento que pudessem estar causando a incapacidade do processo. Além do FMEA experimentos precisaram ser planejados para entender um elemento específico do sistema, uma checadora de massa (g) que pesa os produtos e automaticamente tenta ajustar o sistema de envase, isso foi necessário pois o conhecimento sobre o ajuste ideal dos parâmetros desse equipamento foram totalmente perdidos devido ao fechamento da empresa fornecedora do equipamento. Na etapa de Execução as melhorias no equipamento identificadas no FMEA foram executadas e o plano de experimento foi realizado. Em seguida na etapa de Verificação o índice de capacidade foi recalculado e cartas de controle foram utilizadas para verificar as melhorias nos resultados do processo, além da análise dos dados obtidos de uma produção assistida que utilizou os parâmetros ideais verificados nos experimentos. Por fim na etapa de Atuação Corretiva, as padronizações necessárias para manter as melhorias foram realizadas.

## 4. Desenvolvimento

### 4.1 Planejamento

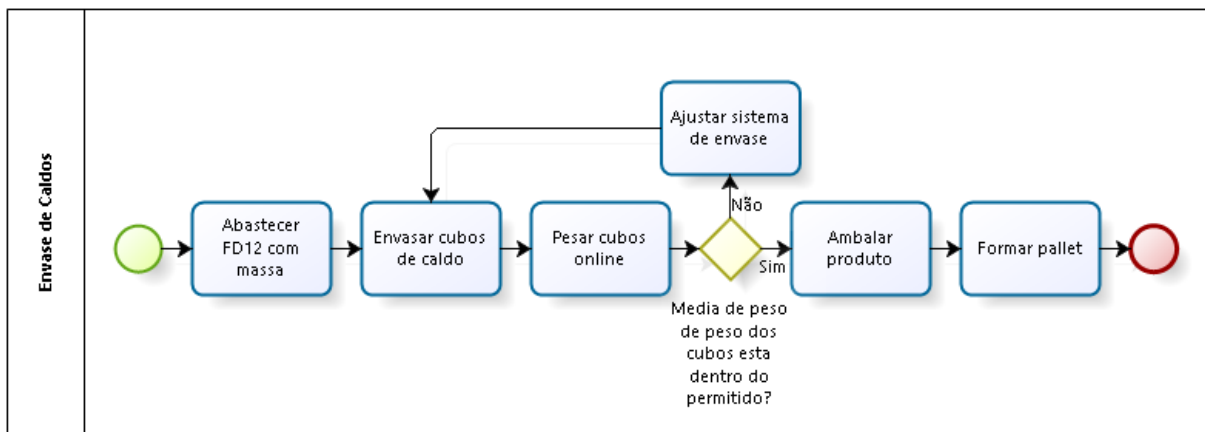
#### 4.1.1 Descrição do processo

O processo produtivo de caldos da empresa estudada envolve duas macro áreas: a primeira com a pesagem e mistura dos ingredientes que formam o produto e a segunda, para o

envase dos produtos, embalagem e formação dos pallets para a distribuição. O foco foi dado para a segunda área, pois outros estudos foram feitos previamente voltados para entender a variação no peso nominal causada pelas etapas de pesagem, dosagem e mistura dos ingredientes.

O fluxograma a seguir ilustra as etapas envolvidas no estudo.

Figura 7 – Fluxo do Processo de Envase



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

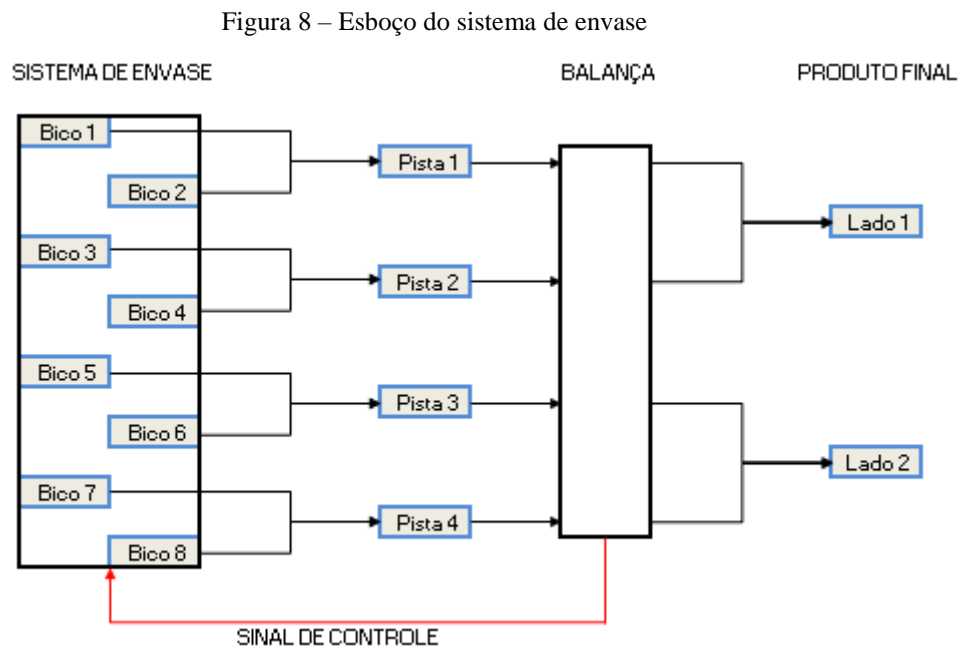
Após a mistura dos ingredientes a massa formada é descarregada em “banheiras” (carrinho em forma de banheira utilizada para armazenar a massa enquanto ela matura), após um período de 3 horas a massa é descarregada em uma máquinas de envase, para a formação dos cubos de caldo. O equipamento de envase é um modelo da linha FD12 da IMA Group, tendo 8 bicos que juntos são capazes de produzir 1200 cubos por minuto. Assim que os 8 cubos são envasados o equipamento os direciona para uma esteira de transporte que os agrupa em 4 pistas.

- Pista 1: bico 1 e 2;
- Pista 2: bico 3 e 4;
- Pista 3: bico 5 e 6;
- Pista 4: bico 7 e 8.

Os cubos nas 4 pistas passam por uma balança que faz a aferição do peso de cada um alimentando um sistema de controle automático, que elabora uma média de pesos, compara essa média a um determinado intervalo aceitável e com base nessa comparação manda um sinal de controle para o sistema de envase, ajustando-o para dosar mais ou menos massa. Após a

pesagem, ainda através de uma esteira transportadora, os cubos são agrupados de 12 em 12 e são embalados, o equipamento embala grupos de cubos formados pela pista 1 e 2, e grupos formados pela pista 3 e 4 (lado 1 e lado 2 respectivamente) formando o produto final que é comercializado, caixinhas com 12 unidades de caldo com um peso nominal total de 114g (cartucho).

A figura 8 ilustra o sistema descrito anteriormente.



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

A variável estudada é a quantidade de massa envasada, assim como a variação da mesma no processo, onde o limite inferior de controle deve ser maior do que a quantidade de produto informada na embalagem. Como os cubos são unidos em cartuchos com 12 unidades onde o conteúdo nominal da embalagem é de 114 g, esse valor foi adotado como o limite inferior de especificação para o produto. Como limite superior de especificação foi adotado o valor de 117,74 g, que atualmente é utilizado como limite superior de controle pela empresa. O sistema de envase inclui uma balança online que verifica a quantidade de massa por cubo e com base nisso manda sinais de controle para aumentar ou diminuir a dosagem, portanto também foi objeto de estudo por influenciar a dosagem.

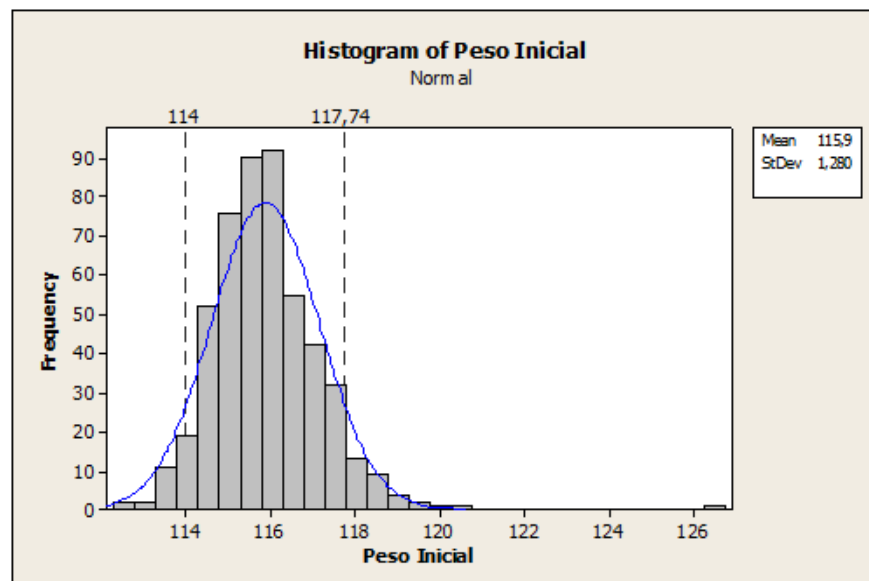
#### 4.1.2 Estudo da capacidade

Com base no esboço do processo alguns dados foram levantados para um estudo preliminar, um diagnóstico do sistema. As variáveis levantadas foram a quantidade de massa contida em cada caixinha e em cada cubo de caldo. Ao longo de 8 horas amostras de cubos e cartuchos foram retiradas e pesadas pela operação, e os dados foram anotados em uma planilha no computador destinado para a linha. Para os cartuchos foram coletadas amostras por lado a cada 5 minutos, o tamanho da amostra foi de 3 unidades, ou seja, 96 amostras por lado, porém como algumas paradas no equipamento são necessárias para abastecê-lo com bobinas de laminado (embalagem primária), foi possível obter um total de 84 amostras por lado. Já para a coleta de cubos algumas mudanças foram necessárias devido à alta vazão do equipamento, onde 122 amostras por pista foram realizadas com tamanho de amostra igual a 1 e uma frequência de coleta de 3 minutos.

Para a análise dos dados foi utilizado o software Minitab possibilitando uma diversidade de análises estatísticas com velocidade maior. Para os dados coletados dos cartuchos produzidas pelo equipamento, obteve-se um valor médio de 115,9g com um desvio-padrão de 1,28.

A imagem a seguir ilustra a distribuição dos dados obtidos, conforme citado anteriormente, através da coleta para a quantidade de massa contida nas caixinhas.

Figura 9 – Dados da massa das caixinhas

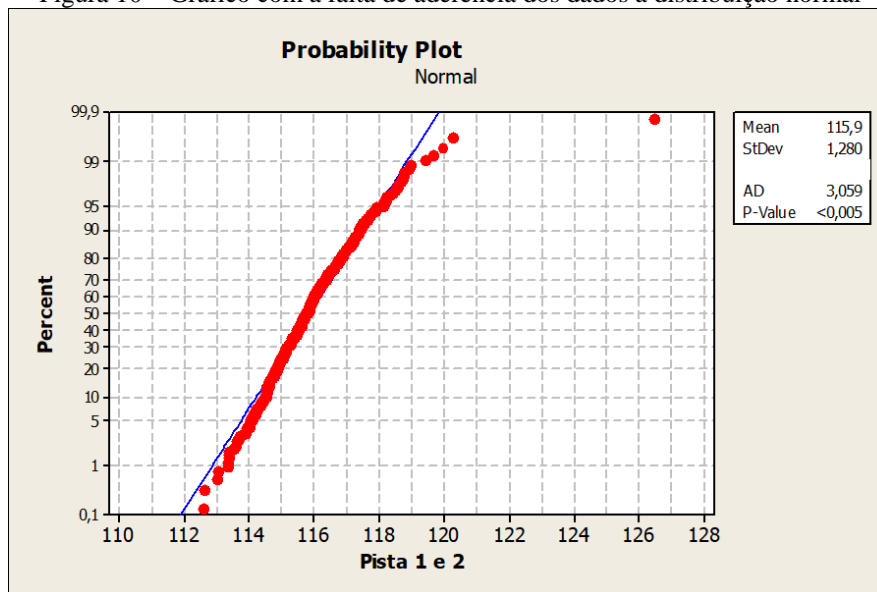


Fonte: Elaborado pelo autor (2019)



Para os índices de capacidade foi necessário utilizar alguns métodos mais avançados através do Minitab devido a reprovação dos dados no teste de normalidade. Foram levados em consideração dois testes para a conclusão da não normalidade, o valor de P e o teste de Anderson Darling. O valor de P é uma probabilidade que mede a evidência contra a hipótese nula, onde um valor menor de P fornece uma forte evidência contra a hipótese nula, ou seja, caso o valor de P for menor do que um nível de significância de 0,05 (valor usual) a hipótese nula é rejeitada e pode-se concluir que os dados não seguem uma distribuição normal. O teste de Anderson Darling mede o quão bem os dados seguem um determinado tipo de distribuição, quanto mais os dados se ajustarem à distribuição, menor será a estatística apresentada, ou seja, aceita-se a hipótese nula. O gráfico a seguir ilustra os testes realizados no software, sendo possível notar um valor P menor que 0,05 e um alto valor de Anderson Darling.

Figura 10 – Gráfico com a falta de aderência dos dados a distribuição normal

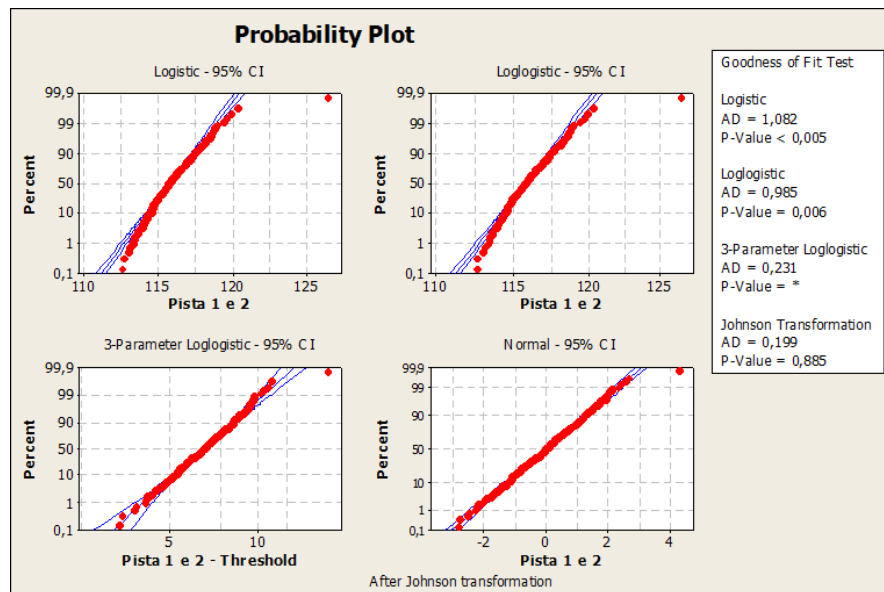


Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

Como os dados não se adequaram a distribuição normal foi preciso utilizar os mesmos testes apresentados anteriormente para verificar a aderência a outros tipos de distribuição ou a algum método de transformação dos dados para posteriormente conseguir obter o cálculo dos índices de capacidade. Com o Minitab é possível verificar a aderência a 14 tipos diferentes de distribuição (Normal, Lognormal, Lognormal de 3 Parâmetros, Exponencial, Exponencial de 2 Parâmetros, Weibull, Weibull de 3 Parâmetros, Menor Valor Extremo, Maior Valor Extremo, Gama, Gama de 3 Parâmetros, Logística, Loglogística, Loglogística de 3 Parâmetros) e 2 tipos de transformação de dados (Box-Cox e Transformação de Johnson). Dentre as 16

possibilidades, a Transformação de Johnson se mostrou a melhor opção, por apresentar o maior valor de P e a menor estatística para Anderson Darling. A imagem a seguir ilustra o teste realizado, apresentando 3 das distribuições e a transformação de Johnson.

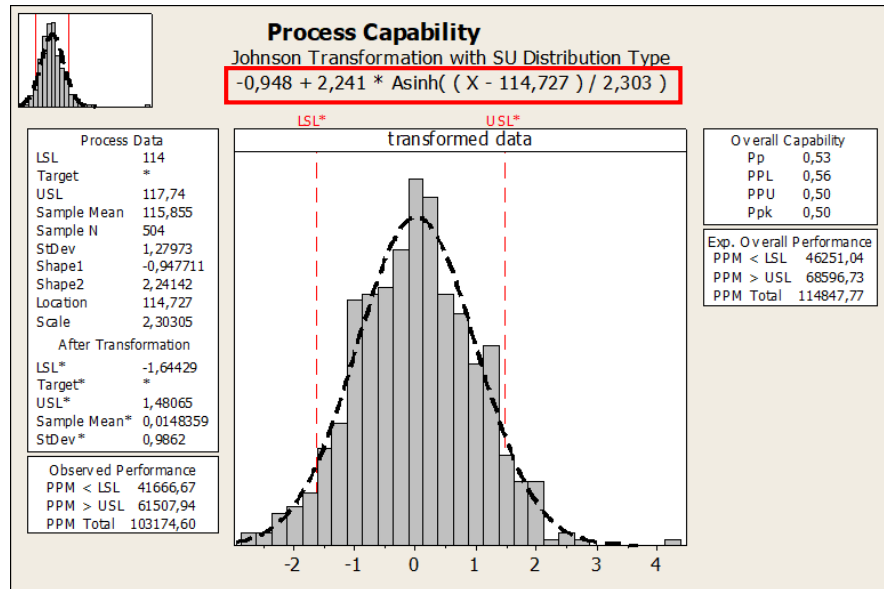
Figura 11 – Testes para aderência dos dados



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

Através da transformação de Johnson foi possível realizar uma transformação dos dados não normais para dados que seguem a distribuição normal, possibilitando um diagnóstico do processo. A transformação é realizada através de uma equação específica para cada cenário possibilitando a adequação dos dados, no caso estudado a equação obtida pode ser observada na imagem a seguir:

Figura 12 – Equação e Índices de Pp e Ppk



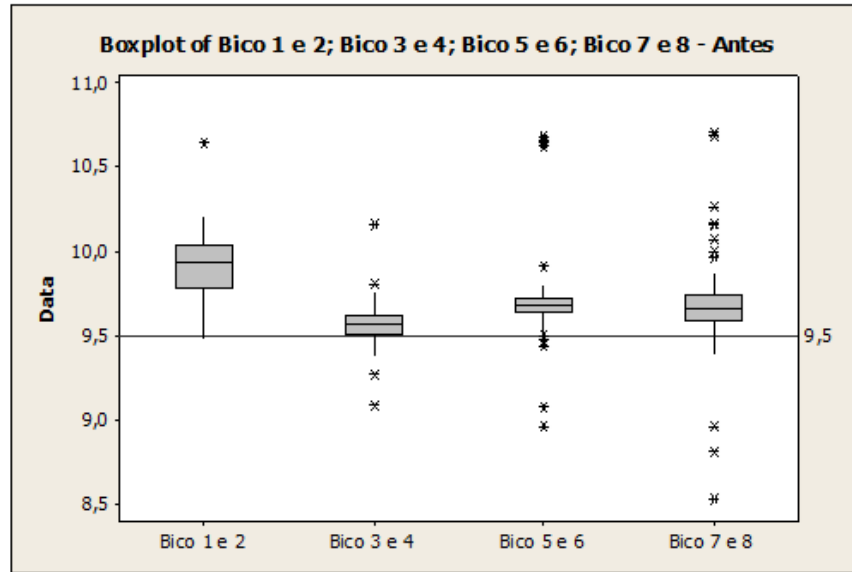
Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

Após a transformação foi possível obter os índices de capacidade Pp igual a 0,53 e Ppk igual a 0,5, o que indica um processo incapaz. Considerando os limites de especificação apresentados a seguir.

- LSE = 117,74g;
- LIE = 114g.

Os dados dos bicos foram plotados em gráfico de bloxplot, com isso foi possível notar a grande quantidade de outliers, ou seja, valores atípicos, afastados dos demais da série (marcados com \*), especialmente na pista 4, formada pelos bicos 7 e 8. A presença de muitos outliers indicam um processo não estável. Junto ao gráfico foi traçada uma linha horizontal que representa o valor médio esperado para cada cubinho, 9,5g correspondendo a 114g dividido por 12 cubos.

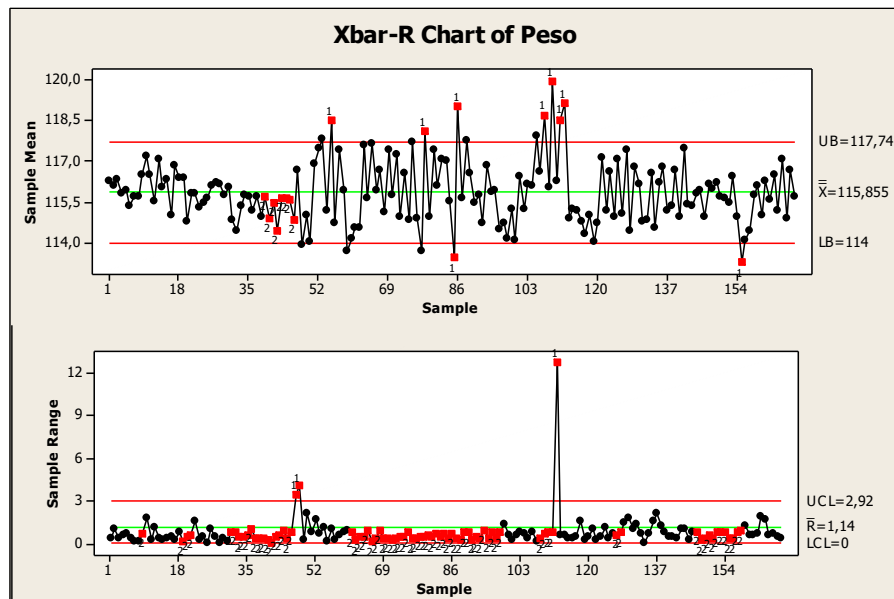
Figura 13 – Dados da massa dos cubos



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

Para analisar a estabilidade do processo os dados da quantidade de massa dos cartuchos foram plotados em duas cartas de controle,  $\bar{X}$  e R, utilizando software Minitab. O esperado para um processo em controle seria obter dados que não obedecessem aos 6 critérios descritos por Werkema (2014), porém isso não ocorreu, os dados foram reprovados em dois critérios, o de pontos que ultrapassam os limites (1) e uma sequência de pontos do mesmo lado em relação a linha média (2).

Figura 14 – Carta de  $\bar{X}$  e R



Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

### 4.1.3 FMEA

Com base no entendimento inicial do equipamento, com uma visível quantidade de itens fora das especificações e com uma visível diferença de resultados apresentados por cada bico, uma análise dos modos e dos efeitos de falhas (FMEA) foi realizada, focando nas falhas que o equipamento poderia gerar. Para essa análise as informações levantadas foram levadas para uma reunião onde os fatos foram expostos. Colaboraram com a análise mecânicos do equipamento, analistas de manufatura e os operadores do equipamento. Com isso obteve-se uma lista de 35 possíveis tipos de falhas, distribuídos em 7 macro componentes do sistema de dosagem. Essas falhas foram classificadas quanto à Severidade, possibilidade de Ocorrência e possibilidade de Detecção, de forma a gerar o índice RPN. Para todos os modos de falha foram estabelecidas ações e respectivos responsáveis.

A imagem a seguir ilustra 2 dos 35 tipos de falhas identificados.

Figura 15 – FMEA

FMEA Nº: 1		Área: Envase		Preparado por: Sílvia						
Processo: ENVASE CALDOS - FD12				Data início: 30/05/2019						
Etapa do Processo	Tipo de Falha	Efeito da Falha	SEVERIDADE	CAUSA DA FALHA	OCCORRÊNCIA	DETECÇÃO DA FALHA	DETETABILIDADE	RPN	Ações recomendadas	Resp. Ação
SISTEMA DE ALIMENTAÇÃO DE ROSCA	FALHA DO SENSOR DE ALIMENTAÇÃO DE MASSA	Varição de peso por falta de massa na tremonha	6	Queima do sensor	1	Verificação do peso pelo operador	7	42	Quando a balança identificar X pesos abaixo parar a máquina	A
	ERRO DA VELOCIDADE 1 (ARRANQUE)	Varição de peso e massa mole	6	Textura da massa	5	Verificação do peso pelo operador	7	210	Quando a balança identificar X pesos abaixo parar a máquina	A

Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

A principal saída do FMEA foi a antecipação da data para a parada de manutenção preventiva do equipamento, tendo como referência uma série de itens para serem inspecionados e trocados caso necessário. Garantindo assim a integridade e a confiabilidade do sistema de dosagem, eliminando uma série de causas especiais notadas no processo.

### 4.1.4 Design of Experiment (DOE)

Uma outra saída da etapa de planejamento, foi o entendimento da necessidade da realização de um experimento, para entender como a balança estava influenciado na variabilidade do sistema, tendo em vista que quem controla o sistema de dosagem é a balança através da checagem que ela realiza. A estratégia de se realizar um experimento foi tomada principalmente pelo fato de todo o conhecimento sobre as configurações adequadas da balança terem sido perdidos com o fechamento da empresa fabricante desse equipamento. Portanto com o experimento o esperado era entender como os parâmetros da balanças influenciam na

variabilidade da balança e como pode-se reduzir a variabilidade com a melhor combinação possível. Foram levantados 9 fatores para a balança e definidos dois níveis para cada fator, a tabela a seguir apresenta os fatores, os níveis e os experimentos que foram realizados.

Tabela 2 – Fatores e Níveis

Fator	Nível -1	Nível +1
Peso Alvo	9,8	10,0
Peças Excluídas	20	80
Peças Mediatas	4	16
Tolerância	0,2	0,4
Dinâmica 1	-0,1	0,1
Dinâmica 2	-0,1	0,1
Dinâmica 3	-0,1	0,1
Dinâmica 4	-0,1	0,1
Kms/0,1g	150	500

Fonte: Elaborado pelo autor (2019)

A balança atua pesando constantemente os cubos que saem da envasadora. Uma certa quantidade de cubos é pesada formando uma média amostral, essa média é comparada a um peso alvo com uma determinada tolerância para mais ou para menos. Caso o valor esteja fora desse intervalo um sinal para aumentar ou diminuir a quantidade dosada é enviada para a envasadora. A seguir cada um dos fatores é descrito.

- **Peso Alvo:** Quantidade de massa colocada como alvo para a balança;
- **Peças Excluídas:** Quantidade de cubos que são desconsiderados na formação da média amostral formada após o envio de um sinal de controle para a envasadora, para que de tempo do sinal de controle agir sobre a média antes de uma nova pesagem;
- **Peças Mediatas:** Número de cubos utilizados para a formação da média;
- **Tolerância:** Distância em gramas de pesos aceitos para cima ou para baixo em relação ao peso alvo.
- **Dinâmicas 1, 2, 3 e 4:** Sistema de ajuste para a quantidade de massa que é lida para cada uma das pistas, colocar o ajuste -0,1 obriga a balança a ler os pesos da pista como se estivessem com 0,1 grama a menos (cubo com 10g é lido como se estivesse com 9,9g);

- Kms/0,1g: Tempo em milissegundos para que o sistema de dosagem passe a dosar 0,1g a mais ou a menos após o envio do sinal de controle.

Com base nos fatores e nos respectivos níveis foi elaborado o planejamento de experimento apresentado na tabela a seguir utilizando o software Minitab.

Tabela 3 – Planejamento de Experimento Balança

Peso Tgt.	Exc. Píeces	Avg. Píeces	Toleranc +	Dyn. 1	Dyn. 2	Dyn. 3	Dyn. 4	K ms/0,1g
9,8	20	4	0,2	-0,1	-0,1	-0,1	-0,1	500
10	20	4	0,2	0,1	-0,1	0,1	0,1	150
9,8	80	4	0,2	0,1	0,1	-0,1	0,1	150
10	80	4	0,2	-0,1	0,1	0,1	-0,1	500
9,8	20	16	0,2	0,1	0,1	0,1	-0,1	150
10	20	16	0,2	-0,1	0,1	-0,1	0,1	500
9,8	80	16	0,2	-0,1	-0,1	0,1	0,1	500
10	80	16	0,2	0,1	-0,1	-0,1	-0,1	150
9,8	20	4	0,4	-0,1	0,1	0,1	0,1	150
10	20	4	0,4	0,1	0,1	-0,1	-0,1	500
9,8	80	4	0,4	0,1	-0,1	0,1	-0,1	500
10	80	4	0,4	-0,1	-0,1	-0,1	0,1	150
9,8	20	16	0,4	0,1	-0,1	-0,1	0,1	500
10	20	16	0,4	-0,1	-0,1	0,1	-0,1	150
9,8	80	16	0,4	-0,1	0,1	-0,1	-0,1	150
10	80	16	0,4	0,1	0,1	0,1	0,1	500

Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Para cada um dos experimentos foram realizadas coletas de amostras de 5 em 5 minutos, durante 1 hora, com tamanho de amostra igual a 3 cartuchos (com 12 cubinhos cada) e realizando uma amostragem para cada lado (2 pistas em cada lado). Isso gerou aproximadamente 36 dados por lado, totalizando 72 dados, somando lado 1 e 2, por experimento possibilitando a observação de 2 variáveis resposta:

- A quantidade de massa média envasada por cartucho;
- O desvio-padrão.

## 4.2 Execução

Durante a manutenção preventiva foi observado que uma série de itens levantados no FMEA de fato estavam com problemas, conforme ilustrado na tabela abaixo.



Tabela 4 – Resultado da Manutenção

Sistema	Sub-Sistema	#	Parâmetro	Padrão	Atual antes da restauração	Resultado	Atual após restauração	Resultado
Sistema de Dosagem	SISTEMA DE ALIMENTAÇÃO DE ROSCA	1	FOLGA	SEM FOLGA	COM FOLGA	NOK	SEM FOLGA	OK
	PISTÕES DOSADORES (GAXETA)	2	DESGASTES	SEM DESGASTES	COM DESGASTES	NOK	SEM DESGASTES	OK
	VÁLVULAS	4	FOLGA	74,6mm	74mm	NOK	74,6mm	OK
	VALULA DO BICO DE DOSAGEM	5	DESGASTES	19mm	18,9mm	NOK	19mm	OK
	CABEÇOTE	6	FOLGA	0,2mm			0,2mm	OK

Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

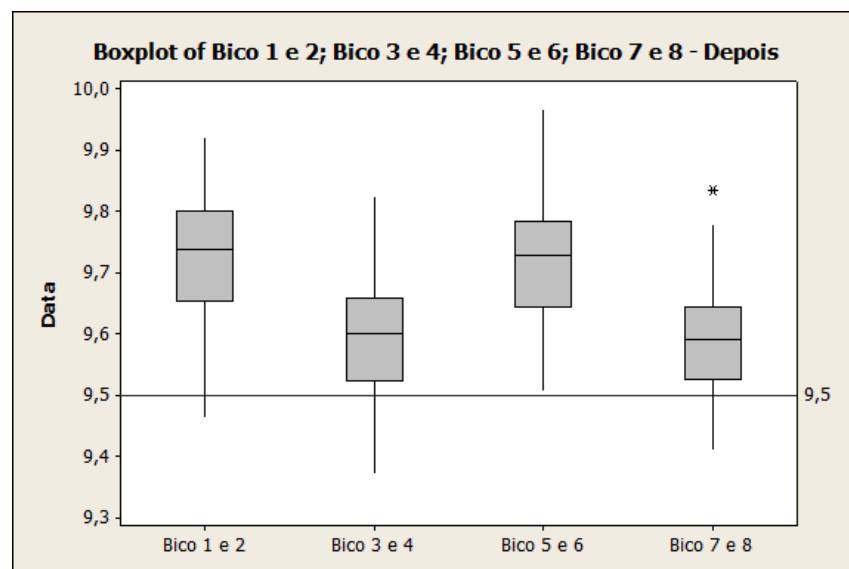
Após a manutenção preventiva os experimentos planejados foram executados de forma aleatória (em turnos distintos, com operadores distintos, em ordem aleatória) para englobar diverso ruídos que pudessem influenciar nos resultados dos experimentos.

### 4.3 Verificação

#### 4.3.1 Resultados após a Manutenção

Após a manutenção foi executada uma coleta de dados para verificar os resultados dessa etapa, a coleta foi feita da mesma forma que já foi descrita no tópico “4.1.2 Estudo da capacidade”. Para a variação de massa contida nos cubos de caldo foi possível notar uma redução no número de outliers, conforme ilustrado no gráfico a seguir.

Figura 14 – Dados da massa dos cubos

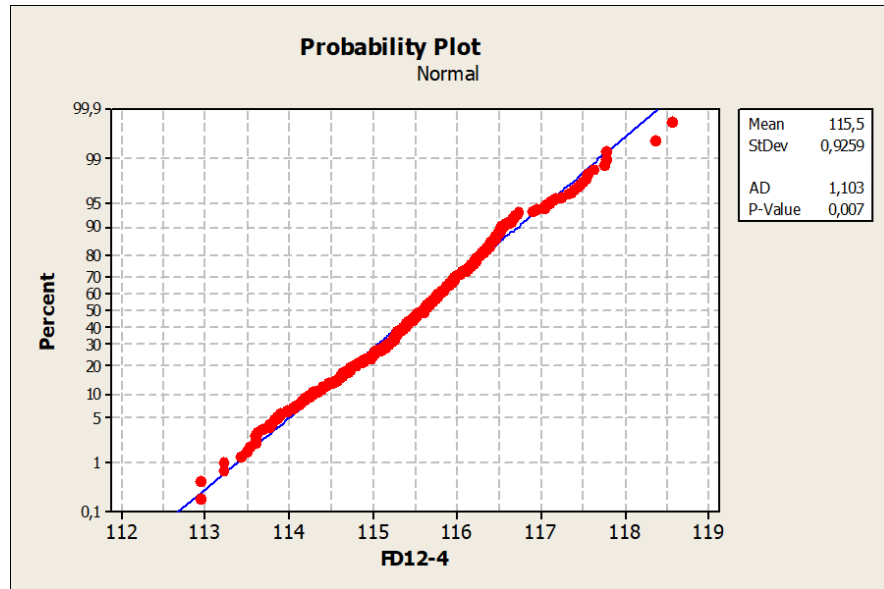


Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Para a massa dos cartuchos obteve-se uma nova média de 115,5g com um desvio-padrão menor em relação ao estado inicial, 0,9259. Para obter os novos índices de capacidade após a manutenção os mesmos passos apresentados anteriormente foram seguidos, utilizando o valor

de P e o teste de Anderson Darling para verificar a aderência a distribuição normal, o resultado obtido demonstrou novamente uma falta de aderência conforme apresentado na imagem a seguir.

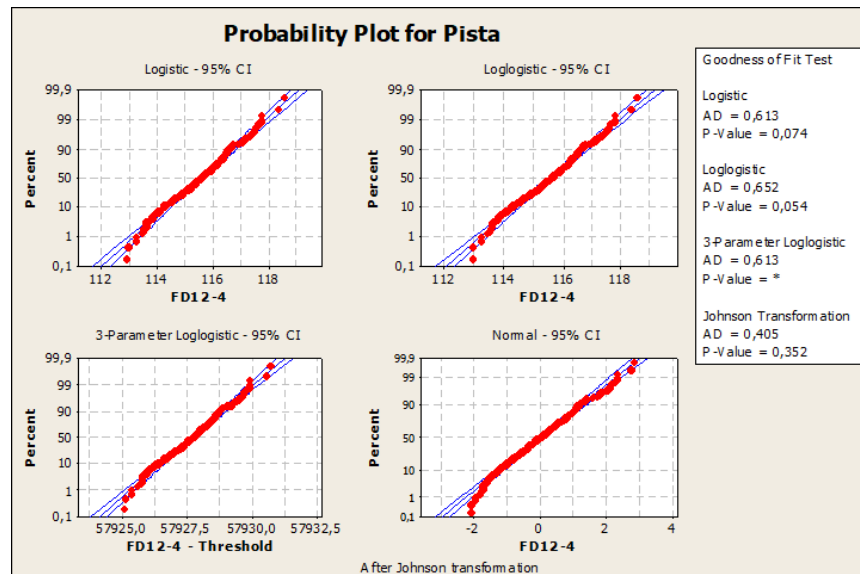
Figura 15 – Teste de aderência a distribuição normal



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Assim como já apresentado um teste foi realizado para verificar qual seria a melhor saída, qual distribuição ou transformação seria a mais adequada. Novamente a saída com o maior valor de P e menor Anderson Darling foi a transformação de Johnson, conforme ilustrado pela imagem a seguir.

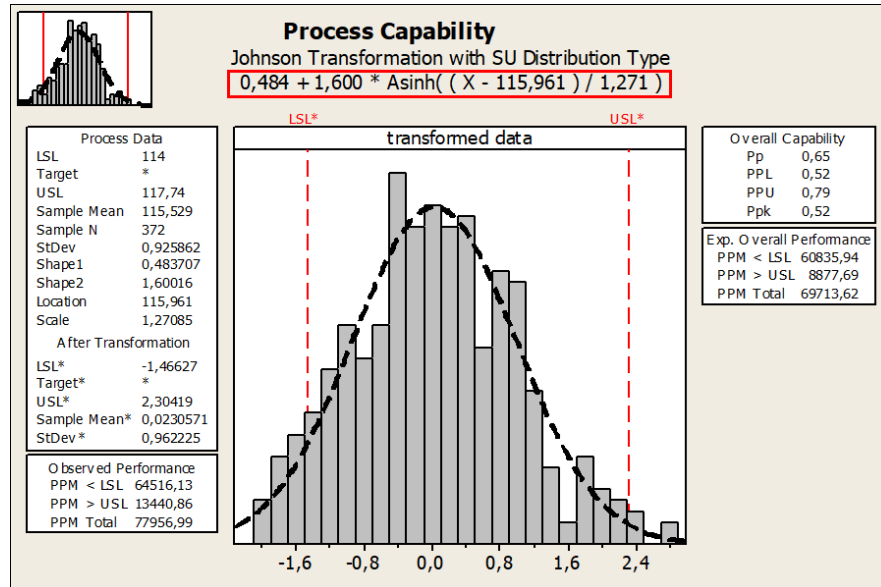
Figura 16 – Teste de aderência dos dados



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

A equação obtida para essa transformação pode ser observada na imagem a seguir.

Figura 17 – Equação para transformação o índices de capacidade



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Uma pequena melhora na capacidade também foi observada, obtendo Pp igual a 0,65 e Ppk igual a 0,52, porém ainda com um processo incapaz.

#### 4.3.2 Escolha dos níveis e produção assistida

Com base nos experimentos realizados foram calculados para cada um a média e o desvio-padrão para os cartuchos coletados do lado 1 e a média e o desvio-padrão para os cartuchos do lado 2. Esses valores foram utilizados como as variáveis resposta para os experimentos devido a alguns fatores influenciarem exclusivamente em apenas um dos lados conforme esquema apresentado anteriormente (Dinâmicas 1, 2, 3 e 4).

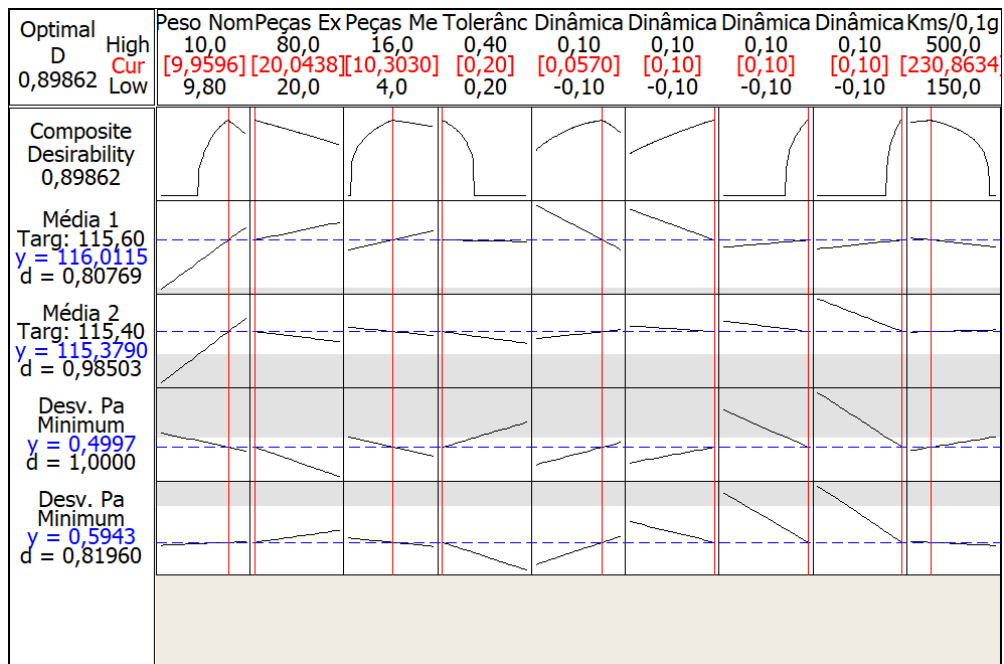
O software Minitab foi utilizado para analisar os dados dos experimentos, nele é possível definir para cada uma das variáveis resposta qual o objetivo (minimizá-la, maximizá-la ou atingir um alvo), para as variáveis estudadas foram definidos os seguintes objetivos:

- Peso Médio lado 1: Atingir um alvo de 115,6g (baseado em médias históricas), aceitando no mínimo uma média de 114g e no máximo uma média de 117,74g;

- Desvio-padrão 1: Minimizar para 0,5 (baseado em pequenos momentos que o processo obtêm esse desvio-padrão, aceitando no máximo um desvio-padrão de 0,8063 (desvio-padrão obtido para o lado 1 após a manutenção realizada);
- Peso Médio lado 2: Atingir um alvo de 115,4g (baseado em médias históricas), aceitando no mínimo uma média de 114g e no máximo uma média de 117,74g;
- Desvio-padrão 2: Minimizar para 0,5 (baseado em pequenos momentos que o processo obtêm esse desvio-padrão, aceitando no máximo um desvio-padrão de 1,023 (desvio-padrão obtido para o lado 2 após a manutenção realizada).

Com os resultados dos experimentos e os alvos definidos o software forneceu a otimizada conforme imagem a seguir destacado na linha central (Cur) entre as linhas “High” e “Low”.

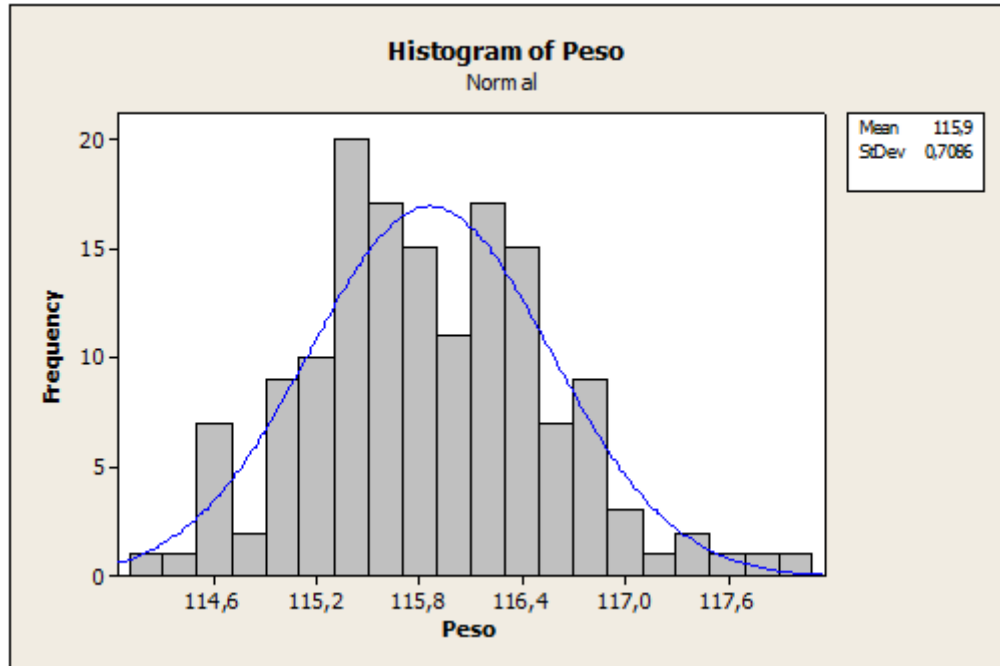
Figura 18 – Otimização para fatores



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Para comprovar a validade da configuração obtida um experimento de comprovação foi realizado. A balança foi configurada com os valores obtidos na otimização, e durante 4 horas e 10 minutos amostras de cada lado foram retiradas (tamanho de amostra igual a 6, sendo 3 do lado 1, e 3 do lado 2) a cada 5 minutos, totalizando 50 pontos. Obteve-se um valor de 115,9g para a quantidade média de massa envasada nos cartuchos com um desvio-padrão de 0,7086, conforme ilustrado pela imagem a seguir.

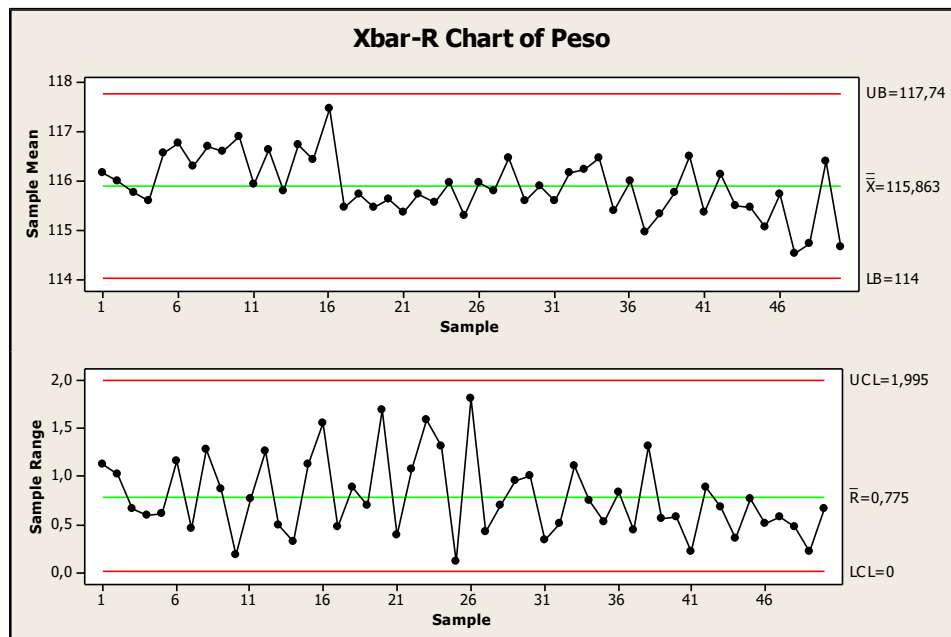
Figura 19 – Distribuição dos dados



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Além disso os dados foram plotados na carta de controle elaborada na etapa de “4.1.2 Estudo da capacidade” possibilitando uma melhor visualização da melhora obtida através do DOE, sem itens reprovados nos critérios descritos por Werkema (2014).

Figura 20 – Carta de  $\bar{X}$  e R

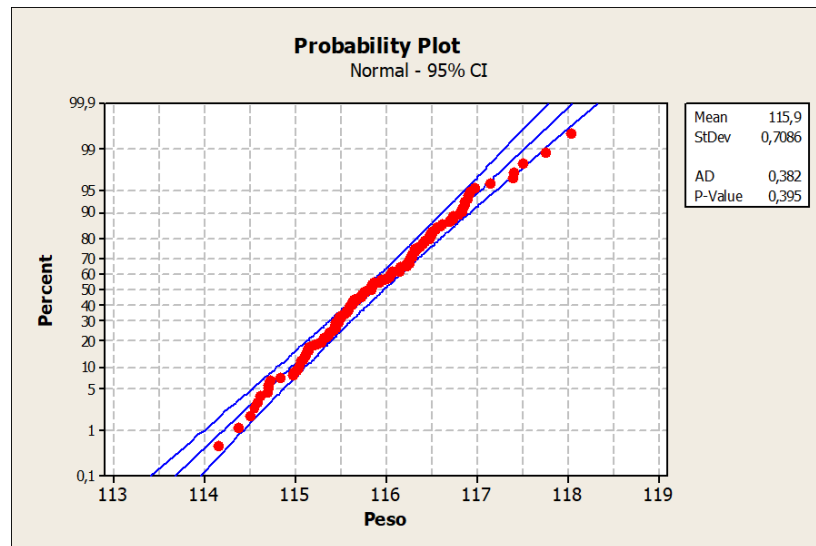


Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Com isso foi possível obter uma melhora de capacidade, após o DOE os dados observados demonstraram aderência para os testes de normalidade e uma melhora na capacidade saindo de 0,5 para Ppk e 0,52 para Pp antes do estudo e indo para uma nova capacidade de 0,54 para Ppk e 0,71 para Pp. Além de possibilitar o uso dos índices de Cp (0,96) e Cpk (0,73), já que após o trabalho foi possível se obter um processo estável e normal.

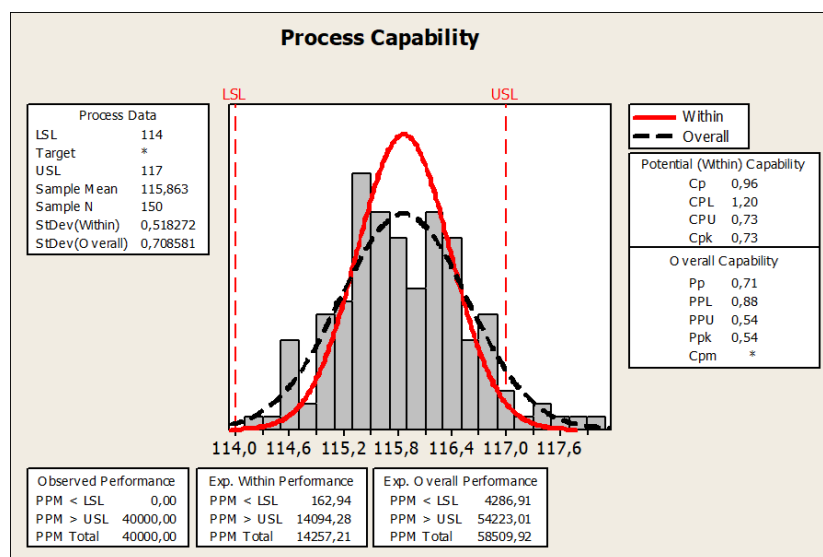
As imagens a seguir ilustrar a aderência a distribuição normal seguindo os testes do valor de P e Anderson Darling e os índices de capacidade.

Figura 21 – Teste de aderência a distribuição normal



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

Figura 22 – Índices de capacidade



Fonte: Elaborado pelo Autor (2019)

#### **4.4 Atuação Corretiva**

Para a manutenção das novas condições do processo, evitando o regresso às condições anteriores algumas ações foram tomadas. Os 6 operadores envolvidos direta e indiretamente com o dia a dia do equipamento foram treinados em conhecimento básicos sobre cartas de controle e variabilidade de processo. Além disso, a frequência de manutenções preventivas no sistema de dosagem foi reduzida para 6 meses, em comparação com a frequência anterior que era a cada 9 meses.

Os limites de controle para os cartuchos foram calculados com base no desvio padrão atual e na valor médio das amostras coletadas no planejamento de comprovação, apesar do LIC ter ficado abaixo do valor nominal declarado na embalagem, foi decidido utilizá-lo como ponto de partida na melhoria contínua do processo. Levando em consideração a portaria do INMETRO esse limite é aceito.

- LSC: 118,03 g;
- LM: 115,9 g;
- LIC: 113,77 g.

Para uso das cartas de controle algumas coisas foram definidas, o tamanho de amostra coletadas será de 10 (5 de cada lado), a frequência de coleta será de 30 minutos possibilitando a visualização de diferença entre banheiras de massa produzidas anteriormente que são consumidas com aproximadamente essa frequência. Além da divisão do controle que será feito separadamente para cada lado do equipamento, respeitando as variações de comportamento ao longo do tempo de cada lado. Um software para plotagem e acompanhamento desses pontos será utilizada, possibilitando a consulta através da qualquer local com acesso à internet. Os procedimentos foram criados conforme o padrão da empresa, estando disponível nos sistemas internos de controle de documentos.

#### **5. Considerações Finais**

O trabalho executado trouxe alguns ganhos para a empresa, envolvendo o aumento da confiabilidade do processo através da obtenção da estabilidade do processo, além de uma geração de conhecimento sobre alguns equipamentos que não eram de domínio da equipe de manutenção da organização.



Foi possível obter um aumento de capacidade, porém levando em consideração o valor de 1,33 que seria o ideal para um processo realmente ser considerado capaz, pode-se observar uma grande oportunidade de melhoria, que está principalmente voltada para as etapas anteriores ao envase do produto, já que o estudo possibilitou chegar a máxima capacidade do equipamento nas condições atuais.

Além disso é necessário evoluir no controle de processos, focando justamente nas etapas anteriores ao envase, identificando outros fatores que causam a variação do processo, padronizando esses fatores e utilizando cartas de controle para a manutenção do bom funcionamento do processo produtivo, chegando assim ao índice de capacidade de 1,33.

Outro fator importante percebido no estudo foi a importância da evolução das técnicas e do método de trabalho relacionados a manutenção de equipamentos industriais, um simples desvio nas condições básicas de funcionamento de alguns componentes pode influenciar negativamente os resultados de uma indústria e a demora para identificar e corrigir esses gaps pode agravar o problema.

## **Referências**

- BORGES, R. C. Estudo de teses de estabilidade de processos em gráficos de controle de Shewhart, 2009. 144p. Dissertação (Mestrado em Estatística e Experimentação Agropecuária), Universidade Federal de Lavras, Lavras.
- BRASIL. Portaria Inmetro nº 248, de 17 de julho de 2008. Duque de Caxias, Disponível em: <<http://www.inmetro.gov.br/legislacao/rtac/pdf/RTAC001339.pdf>>. Acesso em: 01 jul. 2019.
- CARPINETTI, L. C. R. Gestão da Qualidade: conceitos e técnicas. São Paulo: Atlas, 2017.
- CARPINETTI, L. C. R.; COSTA, A. F. B.; EPPRECHT, E. K. Controle Estatístico de Qualidade. São Paulo: Atlas, 2018.
- ISHIKAWA, K. Controle de Qualidade Total: à Maneira Japonesa. Rio de Janeiro: Campus, 1993.
- MONTGOMERY, D. C. Introdução ao Controle Estatístico da Qualidade. Rio de Janeiro: LTC, 2004.
- PARANTHAMAN, D. Controle de Qualidade. São Paulo: McGraw Hill Ltda, 1990.
- PRODANOV, C.C. metodologia do trabalho científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Acadêmico, São Paulo, 2013.
- RAMOS, A. W. CEP para Processos Contínuos e em Bateladas. São Paulo: Blucher, 2016.
- RUBEN, R. B.; VINODH, S.; ASOKAN, P. Lean Six Sigma with environmental focus: review and framework. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, v. 94, n. 9-12, p. 4023- 4037, 2018.
- WERKEMA, C. Ferramentas Básicas do Lean Seis Sigma Integradas ao PDCA e DMAIC. Rio de Janeiro: Elsevier, 2014.