

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
Especialização em Estatística

Alexandre de Freitas Gomes de Mendonça

**ANÁLISE ESTATÍSTICA DO COMPORTAMENTO
TÉRMICO NA REGIÃO INTERMEDIÁRIA DO MOLDE DE UMA
MÁQUINA DE LINGOTAMENTO CONTÍNUO DE PLACAS PARA
PREDIÇÃO DE ROMPIMENTO DE PELE**

Belo Horizonte

2020

Alexandre de Freitas Gomes de Mendonça

**Análise estatística do comportamento térmico na região intermediária do
molde de uma máquina de lingotamento contínuo de placas para
predição de rompimento de pele**

Versão final

Monografia de Especialização apresentada ao Instituto de Ciências Exatas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do título de Especialista em Estatística.

Área de Ênfase: Indústria e Mercados.

Orientador: Prof. Dr. Roberto da Costa Quinino.

Belo Horizonte

Agosto/2020

2020, Alexandre de Freitas Gomes de Mendonça
Todos os direitos reservados

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

Mendonça, Alexandre de Freitas Gomes de

M539a Análise estatística do comportamento térmico na
região intermediária do molde de uma máquina de
lingotamento contínuo de placas para predição de
rompimento de pele/ Alexandre de Freitas Gomes de
Mendonça. — Belo Horizonte, 2020.
xiii, 81.f.. il.; 29 cm.

Monografia (especialização) - Universidade Federal
de Minas Gerais – Departamento de Estatística.
Orientador: Roberto da Costa Quinino.

1. Estatística. 2. Fundação continua. 3. Probabilidades.
4. Gráficos de controle. I. Orientador. II. Título.

CDU 519.2 (043)

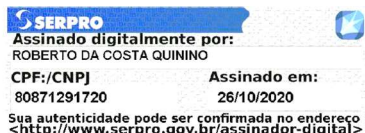


Universidade Federal de Minas Gerais
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Estatística
Programa de Pós-Graduação / Especialização
Av. Pres. Antônio Carlos, 6627 - Pampulha
31270-901 – Belo Horizonte – MG

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

ATA DO 213ª. TRABALHO DE FIM DE CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA DE ALEXANDRE DE FREITAS GOMES MENDONÇA.

Aos sete dias do mês de agosto de 2020, às 17:30 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 **Alexandre de Freitas Gomes de Mendonça**, intitulado: “Análise estatística do comportamento térmico na região intermediária do molde de uma máquina de lingotamento contínuo de placas para predição de rompimento de pele”, como requisito para obtenção do Grau de Especialista em Estatística. Abrindo a sessão, o Presidente da Comissão, Professor Roberto da Costa Quinino – 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, 07 de agosto de 2020.



Prof. Roberto da Costa Quinino (Orientador)
Departamento de Estatística / UFMG

Prof. Lupercio França Bessegato
EST/UFJF

Davidson Marcos de Oliveira
Davidson Marcos de Oliveira / PRODUÇÃO - 10141108
USIMINAS

Davidson Marcos de Oliveira
USIMINAS

Dedico esta obra a:

Adriana Ferreira,

Mel Guimarães,

Anjos Freitas,

Raimundo Castro;

Regina Jesus;

Apolônio Marques;

Raimunda Silveira;

José Tristão;

Perila Freitas;

Amélio Lopes;

Maria Quirema;

Antônio Ferreira;

Maria Estevam;

Antônio Rodrigues;

Mana Castro;

Apolônio Freitas;

Maria Porcina;

Wilson Mendonça,

Geraldo Mendonça;

Floripes Gomes;

Moisés Souza;

Ludovina Oliveira;

João Mendonça;

Rita Cornélia;

Francisco Mendonça;

Rita Cândida;

Frederico Nunes;

Rita Neiva;

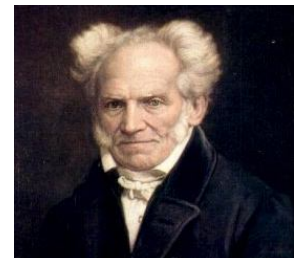
Jacinto Mendonça;

Enfim, a todos os meus familiares de:
BH, Viçosa, Pará de Minas e Diamantina.

“A tarefa não é tanto ver aquilo que ninguém viu, mas pensar o que ninguém pensou sobre aquilo que todo mundo vê.”

Arthur Schopenhauer

Arthur Schopenhauer



AGRADECIMENTOS

O autor agradece em primeiro lugar ao Grande Arquiteto do Universo, por sua divina permissão, sem a qual este trabalho não seria possível, e a todos aqueles que, direta ou indiretamente, colaboraram para a realização dele, em particular:

- À minha mãe pela fonte de altruísmo necessária para seguir em frente;
- À minha esposa e filha pela compreensão em virtude dos momentos de ausência devido aos estudos;
- Ao Professor Dr. Roberto da Costa Quinino pela coordenação do curso, orientação deste trabalho e inúmeras contribuições;
- Aos gestores Fabrício Michel Fogaça, Flávio Viana Diniz Soares e Sílvio Henrique Chagas por potencializarem o desenvolvimento técnico-científico de seus colaboradores;
- Ao desenvolvedor de sistemas de automação Gilberto Henrique dos Reis Marçal pela disponibilização de dados do Sistema de Detecção de Rompimento de Pele para análise térmica do molde de lingotamento;
- Ao engenheiro Rodrigo Seara Martins pelo apoio técnico no projeto de campo;
- Aos companheiros de jornada no curso de Especialização em Estatística: Karina de Aquino França e Cássio Azevedo de Lima pelos momentos de estudo;
- Aos amigos Angelo Quintiliano, Carolina Molinari, Homero Sampaio, Maximilian Pera, Priscila Catramby e Luiz Antão Siqueira pelos momentos inesquecíveis e incentivos positivos;
- À Renata, Raquel, Diana, Érika, Elisangela e Elizabeth pela serenidade de espírito;
- A todos ao redor do mundo que incentivam o acesso ao conhecimento livre, por disponibilizarem seus estudos na internet;
- Ao programa de Especialização do Departamento de Estatística da UFMG;
- À Universidade Federal de Minas Gerais, ao seu corpo docente e técnico e pela infraestrutura acadêmica para os estudos.

SUMÁRIO

	Página
1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS	3
3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	4
3.1. Processo de Lingotamento Contínuo	4
4. METODOLOGIA	10
4.1. Monitoramento Térmico no Molde por Termopares	10
4.1.1. Lógica de severidade	12
4.2. Comportamento de Solidificação dos Aços no Molde	13
4.2.1. Comportamento de solidificação dos aços no molde pelo teor de carbono	13
4.2.2. Comportamento de solidificação pelo potencial de ferrita	14
4.3. Desoxidação de Aços	17
4.4. Análise Estatística de Dados	17
4.4.1. Teste de hipótese	17
4.4.2. Análise de variância	18
4.4.2.1. Análise de variância com um fator e efeitos fixos	19
4.4.2.2. Comparações múltiplas	22
4.4.2.2.1. Definição conjunta dos intervalos de confiança pelo método de Tukey	23
4.4.2.2.2. Método de Bonferroni	24
4.4.2.2.3. Teste de Dunnett	24
4.4.3. Controle Estatístico do Processo (CEP)	24
4.4.3.1. Objetivos do Controle Estatístico do Processo	25
4.4.3.2. Análise das cartas de controle	25
4.4.3.3. Vantagens do controle estatístico do processo	28
4.4.3.4. Importância da estimação dos parâmetros do processo	28
4.4.3.5. Cartas de controle para variáveis	29
4.4.3.6. Cartas de controle para a média	35
4.4.3.7. Carta de controle para o desvio-padrão	42
4.4.3.8. Carta de controle para a mediana (\tilde{x}) e amplitude (R)	43

	Página
4.4.3.9. Carta de controle para valores individuais	45
4.4.3.10. Cartas de controle para médias móveis	46
4.4.4. Escolha do tipo de carta de controle	47
5. DESENVOLVIMENTO	49
5.1. Condição Térmica Típica de Operação na Região Intermediária do Molde	49
5.2. Análise Típica das Taxas Térmicas na Região Intermediária do Molde por Famílias de Aço	60
5.3. Análise Térmica Atípica na Região Intermediária do Molde	64
5.3.1. Estudo de caso 1	64
5.3.2. Estudo de caso 2	69
5.4. Critério para Disparo da Lógica de Severidade	71
5.5. Registro Prático de Frequência de Disparo	74
6. CONCLUSÃO	76
7. TRABALHOS FUTUROS	78
8. BIBLIOGRAFIA	79

LISTA DE FIGURAS

	Página
Figura 3.1: Desenho esquemático da máquina de lingotamento contínuo (BARBOSA, 2002)	4
Figura 3.2: (a) Placa normal e (b) Placa de rompimento de pele (<i>breakout</i>)	5
Figura 3.3: Características gerais de colamento no molde (EMLING, 2003).....	6
Figura 3.4: (a) Molde montado na mesa da máquina de lingotamento contínuo e (b) fluxo de aço na face estreita do molde (RIZZO, 2015)	6
Figura 3.5: Redução de velocidade de lingotamento imposta ao veio devido ao alarme de rompimento de pele (MENDONÇA, 2018)	7
Figura 4.1: Esquema da disposição e numeração de termopares em linha em um molde de lingotamento	10
Figura 4.2: Interface <i>online</i> dos parâmetros térmicos no molde na tela do SDRP	11
Figura 4.3: Curvas de Potencial de Ferrita (WOLF, 1991)	15
Figura 4.4: Janela de tendência térmica natural por família de aço	16
Figura 4.5: Exemplo de uma carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012)	26
Figura 4.6: Cartas de controle de um processo estável versus instável (RIBEIRO e CATEN, 2012)	27
Figura 4.7: Ações dirigidas pelas cartas de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012) ...	27
Figura 4.8: Distribuição de probabilidade dos valores individuais	30
Figura 4.9: Distribuição de probabilidade de três amostras distintas	31
Figura 4.10: Teorema do Limite Central	32
Figura 4.11: Distribuição de probabilidade das médias	34
Figura 4.12: Intervalos de confiança	35
Figura 4.13: Erro tipo I na carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012)	40
Figura 4.14: Erro tipo II na carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012)	40
Figura 4.15: Comportamento de processos com causas especiais	41
Figura 4.16: Fluxograma de apoio para escolha das cartas de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012)	47
Figura 5.1: Sumário estatístico do nível térmico do termopar LTEMP_21	49
Figura 5.2: Teste de normalidade para os dados térmicos do termopar LTEMP_21	50
Figura 5.3: <i>Boxes-plots</i> da distribuição térmica na linha de termopares inferiores de uma face larga	51

Figura 5.4: Intervalos com 95% de confiança para a distribuição térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga do molde	52
Figura 5.5: Teste de comparação múltipla com intervalos de 95% de confiança para a distribuição térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga	53
Figura 5.6: Análise dos resíduos para a temperatura na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	54
Figura 5.7: Histogramas de frequência para as taxas das temperaturas na linha intermediária dos termopares de uma face larga do molde	55
Figura 5.8: Intervalos com 95% de confiança para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga	56
Figura 5.9: Teste de comparações múltiplas com intervalos de 95% de confiança para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	57
Figura 5.10: Análise dos resíduos para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	58
Figura 5.11: Teste de igualdade de variâncias para as distribuições das taxas térmicas na linha intermediária de termopares de uma face larga do molde	59
Figura 5.12: <i>Boxes-plots</i> das taxas de temperaturas dos termopares inferiores	60
Figura 5.13: Intervalos com 95% de confiança para as taxas de temperaturas dos termopares na região intermediária do molde	61
Figura 5.14: Teste de comparações múltiplas com intervalos de 95% de confiança para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	62
Figura 5.15: Teste de variância com intervalos de confiança para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	63
Figura 5.16: Teste de variância para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde	63

Figura 5.17: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 9 do SDRP	64
Figura 5.18: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 10 do SDRP	65
Figura 5.19: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 11 do SDRP	65
Figura 5.20: Aspecto físico da face da placa que trabalhou com os canais de 05 ao 11 do SDRP	66
Figura 5.21: Tela do SDRP no momento do <i>breakout</i> do estudo de caso 1	67
Figura 5.22: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 19 do SDRP	67
Figura 5.23: Teste de normalidade para as taxas de temperatura do termopar LTEMP_19	68
Figura 5.24: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 18 do SDRP	69
Figura 5.25: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 11 do SDRP	70
Figura 5.26: Teste de normalidade para as taxas de temperatura do termopar LTEMP_11	70
Figura 5.27: Aspecto físico da face da placa que gerou as taxas térmicas no canal 18 no SDRP	71
Figura 5.28: Relação entre tempo de estancamento e a probabilidade de ativação resultante da janela de tempo escolhida como parâmetro de ativação para três velocidades de lingotamento (Casos: A, B e C)	73
Figura 5.29: Frequência de alarmes do SDRP para 4 veios no mês de Julho de 2019	74

LISTA DE TABELAS

	Página
Tabela III.1: Erros possíveis do SDRP (decisão vs. verdadeiro estado)	8
Tabela IV.1: Exemplo de valores de temperatura capturados no SDRP	12
Tabela IV.2: Parâmetros para análise da lógica de severidade	13
Tabela IV.3: Famílias de aços para a solidificação pelo teor de carbono	14
Tabela IV.4: Limites para avaliação de tendência ao agarramento ou a depressão pela abordagem do potencial de ferrita (WOLF, 1991)	16
Tabela IV.5: Dados de quatro amostras distintas	31
Tabela IV.6: Valores das constantes D_4 , D_3 , d_2 e A_2 (MONTGOMERY, 2009)	39
Tabela IV.7: Valores das constantes B_4 , B_3 e A_3 (MONTGOMERY, 2009)	43
Tabela IV.8: Valores da constante \tilde{A}_2 (COSTA, 2005)	44
Tabela IV.9: Valores da constante E_2 (MONTGOMERY, 2009)	46

Resumo

São crescentes as exigências por confiabilidade nos processos siderúrgicos. Nesse contexto, a Usiminas tem direcionado esforços em suas aciarias na busca da melhoria contínua dos processos, garantindo maior estabilidade operacional. O lingotamento contínuo é responsável pela solidificação controlada do aço líquido. A solidificação inicia-se no molde pela formação de uma pele que sustenta o núcleo líquido ao longo da máquina. O rompimento dessa pele representa um dos maiores problemas no processo de lingotamento contínuo por vazar o aço líquido no interior do veio e atingir as partes eletromecânicas da máquina. Essa ocorrência oferece risco de dano às pessoas, promove a interrupção do lingotamento no veio, sucateamento de produtos e indisponibilidade momentânea do equipamento. Para evitar tal ocorrência, usa-se um Sistema de Detecção de Rompimento de Pele (SDRP) que monitora continuamente os parâmetros térmicos no molde através de termopares estrategicamente posicionados. Com base em comportamentos térmicos de falha determinísticos mapeados, foi possível estabelecer critérios de ativação e reduzir a velocidade de lingotamento para uma condição segura. Na literatura é apresentado que o principal modo de falha é por colamento de pele no molde. Entretanto, com a análise exploratória de dados e uso de Gráficos de Controle, foi possível identificar um padrão peculiar de falha nas máquinas de lingotamento da Usiminas Ipatinga e estabelecer critérios inovadores para a ativação do Sistema de Detecção de Rompimento de Pele. A avaliação da probabilidade de ocorrência de um alarme por mês com base nessa nova característica é menor que $1,82 \cdot 10^{-6}$. Todavia, tal ativação remove um ponto de vulnerabilidade do Sistema de Detecção de Rompimento de Pele e coloca esse sistema em um novo patamar de segurança operacional, graças à análise exploratória de dados.

Palavras-chave: Lingotamento contínuo de placas. Rompimento de pele. Gráficos de controle. Probabilidade.

Abstract

The need for reliability in steelmaking process is permanently increasing. In this context, Usiminas has focused its efforts, at the steelmaking plants, towards continuously improving its processes, consequently ensuring greater operational stability. The continuous casting is responsible for the controlled solidification of liquid steel. The solidification begins in the mold where a shell, which sustains the liquid through the machine, is formed. Breakout of this shell is the most relevant problem in continuous casting process. The liquid steel breaks the solid shell and leaks to the strand, reaching the electromechanical parts of the machine, therefore offering risks to the workers, potentially interrupting the sequence, generating scrap and stopping the equipment for a while. To avoid such occurrence, a Breakout Detection System (BDS) is used which continuously monitors the thermal parameters of the mold through strategically positioned thermocouples. Based on mapped deterministic thermal failure behaviors, it was possible to establish activation criteria and reduce the casting speed to a safe condition. In the literature it is presented that the most frequent failure mode is by sticking in the mold, however with exploratory data analysis and use of Control Charts, it was possible to identify a peculiar pattern of failure in the continuous casting machines at Usiminas Ipatinga and establish innovative criteria for activation of the Breakout Detection System. The assessment of the probability of an alarm occurring once per month based on this new characteristic is less than $1,82 \cdot 10^{-6}$. However, such activation removes a point of vulnerability from the Breakout Detection System (BDS) and places it at an upper level of operational safety, thanks to exploratory data analysis.

Keywords: Continuous slab casting. Breakout. Control charts. Probability.

1 INTRODUÇÃO

O lingotamento contínuo é um método produtivo e eficiente para a produção de aço em uma aciaria. Para a solidificação controlada, o aço líquido é vazado dentro de um molde de cobre que é refrigerado por água (RIZZO, 2015). Dentro do molde, devido ao contato com a sua superfície, o aço é solidificado na forma de uma fina camada sólida chamada pele. Para reduzir o atrito do aço com o molde, é utilizado pó fluxante para lubrificar a interface aço/molde e controlar a extração de calor. Além disso, o molde é oscilante, o que ajuda ainda mais a reduzir o atrito e o agarramento. À medida que o aço passa pelo molde, a espessura da pele aumenta. Ao sair do molde, a pele deve ter uma espessura tal que suporte a pressão ferrostática do aço líquido dentro da placa, confinando assim o aço líquido em seu interior. Se a pele não suportar essa pressão, ela se rompe depois de sair do molde e o aço líquido presente no interior da placa vaza, danificando os rolos, bicos de spray e outros equipamentos da máquina de lingotamento contínuo. A esse fenômeno de rompimento da pele seguido de vazamento do aço líquido do interior da placa é dado o nome de *breakout* (MACHADO *et al.*, 2003).

O *breakout* causa risco à segurança das pessoas envolvidas, perda de produção, sucateamento de produto, danifica e indisponibiliza momentaneamente o equipamento. Ele pode ser causado por desvios de natureza procedimental, operacional, qualidade das matérias-primas, falhas eletromecânicas do equipamento ou combinações desses fatores. Para reduzir a chance desse evento ocorrer, o uso de um Sistema de Detecção de Rompimento de Pele (SDRP), ou *Breakout Detection System (BDS)*, é aplicado com êxito desde que bem dimensionado e ajustado aos parâmetros metalúrgicos do processo produtivo.

O SDRP associa o comportamento das temperaturas do molde, medidas por termopares, a um padrão treinado no sistema. Se os critérios de definição do rompimento de pele são atingidos, o alarme é disparado e a máquina de lingotamento reduz automaticamente a sua velocidade de operação para uma condição segura. Essa redução de velocidade gera perda de produtividade para a aciaria como efeito colateral.

O SDRP das máquinas de lingotamento da Usiminas de Ipatinga possui várias lógicas para monitorar potenciais rompimentos de pele e anomalias térmicas no molde, dentre elas destacam-se as lógicas de colamento (EMLING, 2003), de Canto (ou Penetração) e

de Superfície. Cada lógica possui independência de monitoramento, ação e forma específica de atuação.

No momento em que a lógica de Colamento ou de Canto é ativada, a velocidade de lingotamento é reduzida, e após certo tempo de segurança nessa velocidade, a velocidade volta a subir gradativamente até alcançar a velocidade de processo.

Apesar de todo esforço aplicado no desenvolvimento das lógicas para a detecção de rompimento de pele citadas anteriormente, alguns modos de falhas não são contemplados, deixando o SDRP vulnerável a flutuações operacionais pontuais das máquinas de lingotamento. Nesse contexto, o presente trabalho versa sobre o desenvolvimento de uma lógica inovadora para o SDRP, cujo modo de falha peculiar não é abordado na literatura até onde o autor pôde confirmar algo assim. Tal desenvolvimento empregou a análise estatística através de cartas de controle para identificar o comportamento térmico atípico na região intermediária do molde, e fundamentar se a sensibilidade ajustada para a ativação do alarme é coerente com a prática industrial.

OBJETIVO

O presente trabalho possui os seguintes objetivos:

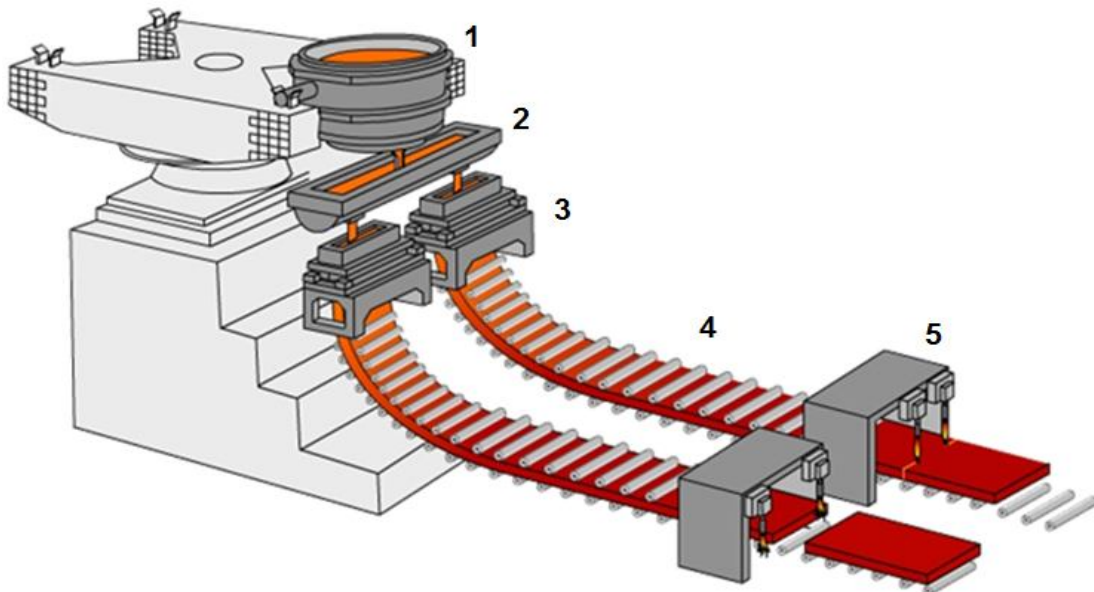
- Caracterizar o comportamento térmico normal na região intermediária das faces largas do molde de uma máquina de lingotamento;
- Investigar o comportamento térmico atípico na região intermediária das faces largas do molde que possa desencadear um rompimento de pele (*breakout*);
- Propor mecanismos de monitoramento térmico que eliminem o risco de rompimento de pele pelo comportamento térmico atípico;
- Expressar a probabilidade de pico da elevação térmica, em termos de desvios-padrão com base na carta de controle para valores individuais, de estudos de casos de rompimentos de pele reais citados neste estudo.

3. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo serão apresentados fundamentos sobre lingotamento contínuo dos aços.

3.1. Processo de Lingotamento Contínuo

O lingotamento contínuo é um método produtivo e eficiente na produção de aço. No Brasil, 98,7% do aço é produzido por lingotamento contínuo, segundo dados da *World Steel Association* (2017). Ele é o processo responsável por transformar o aço líquido em placas sólidas. Na Figura 3.1 é ilustrada uma máquina de lingotamento contínuo de dois veios de forma esquemática.



1. Painela; 2. Distribuidor; 3. Molde; 4. Rolos de suporte e extratores; 5. Máquina de corte de placas.

Figura 3.1: Desenho esquemático da máquina de lingotamento contínuo (BARBOSA, 2002).

Para a solidificação controlada, o aço líquido é vazado dentro de um molde de cobre que é refrigerado por água (RIZZO, 2015). Dentro do molde, devido ao contato com a sua superfície, o aço é solidificado, formando uma fina camada sólida chamada pele. Para reduzir o atrito do aço com o molde, é utilizado pó fluxante para lubrificar a interface aço/molde e controlar a extração de calor. Além disso, o molde é oscilante, o que ajuda ainda mais a reduzir o atrito e o agarramento. À medida que o aço passa pelo molde, a espessura da pele aumenta. Ao sair do molde, a pele deve ter uma espessura tal que suporte a pressão ferrostática do aço líquido dentro da placa, confinando assim o aço líquido em seu interior. Se a pele não suportar essa pressão, ela se rompe depois de sair do molde e o aço líquido presente no interior da placa vaza, danificando os rolos, bicos de spray e outros equipamentos da máquina de lingotamento contínuo. A esse

fenômeno de rompimento da pele seguido de vazamento do aço líquido do interior da placa é dado o nome de rompimento de pele ou *breakout* (MACHADO *et al.*, 2003). O rompimento de pele causa risco à segurança das pessoas envolvidas, perda de produção e sucateamento de produto, além de dano e indisponibilidade momentânea do equipamento. Na Figura 3.2 são apresentados exemplos de placas em condições normais e de uma placa após o *breakout* da máquina de lingotamento.

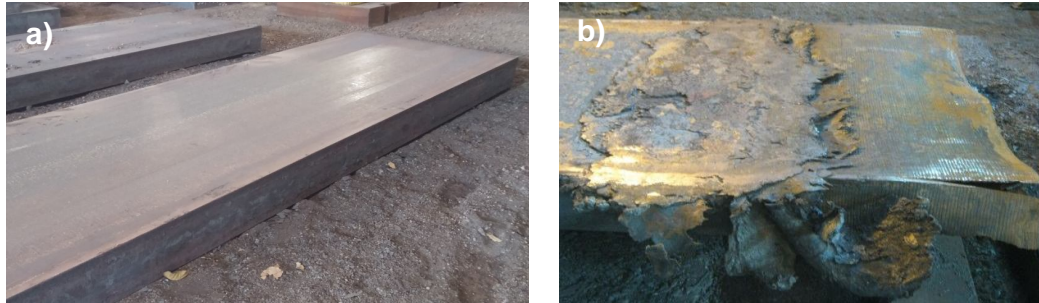


Figura 3.2: (a) Placa normal e (b) Placa de rompimento de pele (*breakout*).

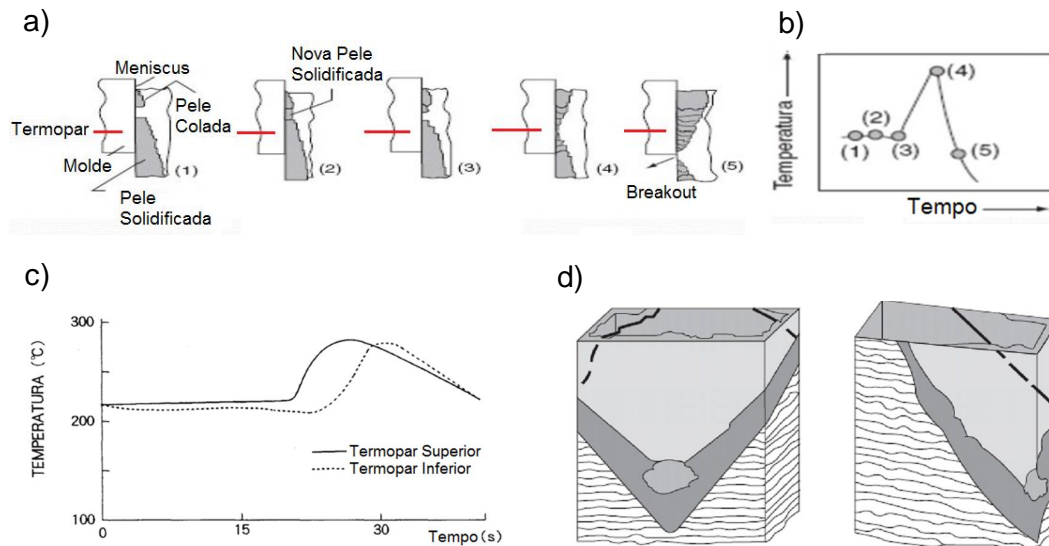
O rompimento de pele pode ser causado por desvios de natureza operacional ou procedimental, qualidade das matérias-primas, falhas eletromecânicas do equipamento ou por combinações desses fatores. Para reduzir a chance desse evento ocorrer, o uso de um Sistema de Detecção de Rompimento de Pele (SDRP), ou *Breakout Detection System (BDS)*, é aplicado com êxito desde que bem dimensionado e ajustado aos parâmetros metalúrgicos do processo produtivo.

O SDRP associa o comportamento das temperaturas do molde, medidas por termopares, a um padrão treinado no sistema. Se os critérios de definição do rompimento de pele são atingidos, o alarme é disparado e a máquina de lingotamento reduz automaticamente a sua velocidade de operação para uma condição segura. Como efeito colateral, essa redução de velocidade gera perda de produtividade para a aciaria.

O SDRP das máquinas de lingotamento da Usiminas de Ipatinga possui várias lógicas para monitorar potenciais rompimentos de pele por anomalias térmicas no molde e falhas de sistema. Dentre elas destacam-se as lógicas de Colamento (EMLING, 2003), de Canto (ou penetração), de Superfície e de Alta Velocidade. Cada lógica possui independência de monitoramento e ação específica de atuação.

Na Usiminas, o modelo de detecção de colamento de pele monitora o molde em 360°, e opera em um ambiente de máquina de aprendizado e autômato finito (BORBA *et al.*, 2011). Ela possui uma curva característica que representa o comportamento padrão do

evento. Se esse padrão for atendido, o sistema atua, eliminando o risco do rompimento de pele.



(a) Mecanismo de formação de ponto quente no molde por colamento; (b) Ciclo térmico no termopar referência pelo mecanismo de colamento; (c) Comportamento do colamento no tempo para dois termopares em linha vertical; (d) Aspecto morfológico na superfície de uma placa com colamento no molde.

Figura 3.3: Características gerais de colamento no molde (EMLING, 2003).

Em contrapartida, a lógica de Canto atua somente nas faces estreitas do molde, monitorando variações bruscas de temperatura induzidas por ruptura da quina da placa ou perfuração nessa região. Na Figura 3.4(a) é discriminada a região de interesse do alarme de canto no molde. Na Figura 3.4(b) é ilustrado um exemplo de fluxo de aço líquido no interior do molde, enfatizando o direcionamento do jato de aço da saída da válvula submersa para a região de foco da lógica de Canto.

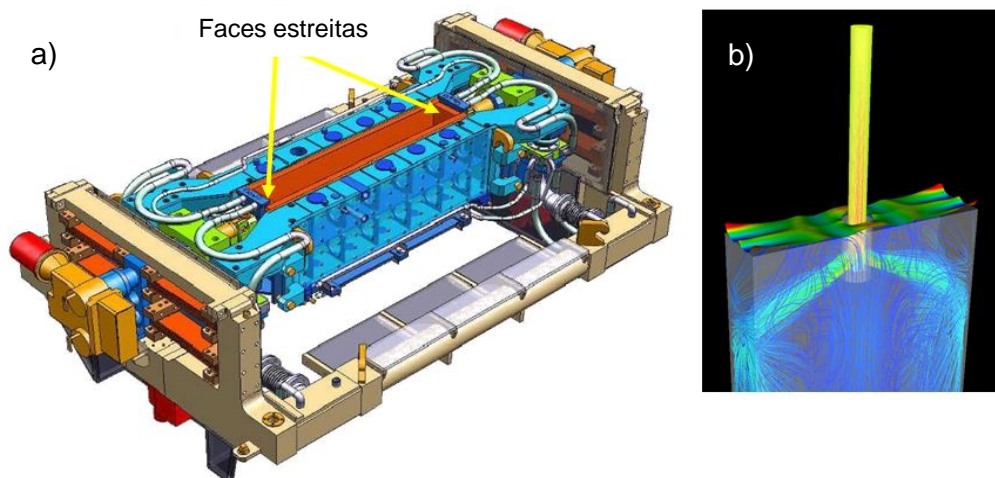


Figura 3.4: (a) Molde montado na mesa da máquina de lingotamento contínuo e (b) fluxo de aço na face estreita do molde (RIZZO, 2015).

No momento em que a lógica de Colamento ou de Canto é ativada, a velocidade de lingotamento é reduzida automaticamente via comando do PLC (*Programmable Logic Controller* ou controlador lógico programável), como esboçada na Figura 3.5.

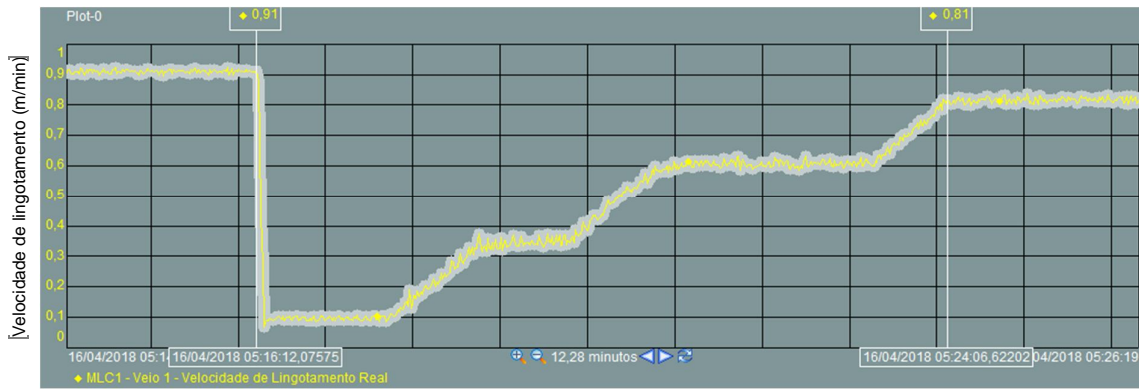


Figura 3.5: Redução de velocidade de lingotamento imposta ao veio devido ao alarme de rompimento de pele (MENDONÇA, 2018).

Essa Figura 3.5 sintetiza o comportamento geral da velocidade de lingotamento no intervalo de tempo pertinente ao alarme de rompimento de pele. Ao ser acionado, a velocidade de lingotamento reduz para 0,10 m/min, e após certo tempo de segurança nessa velocidade, a velocidade volta a subir gradativamente até alcançar a velocidade de processo. Por essa perspectiva, a velocidade média para um ciclo do alarme de canto é de 0,41 m/min em um intervalo de aproximadamente 8 minutos.

A lógica de Alta Velocidade reduz automaticamente a velocidade de lingotamento para uma velocidade segura, caso exista a possibilidade do ponto final de solidificação sair do interior da máquina.

Por fim, e não menos importante, a lógica de Superfície avalia a homogeneidade térmica dos termopares da linha mais próxima ao menisco. Se porventura um termopar apresentar um desvio térmico acima de um determinado valor em relação aos seus vizinhos, um alarme sonoro é acionado sem alterar a velocidade padrão da máquina, isso para que sejam avaliados possíveis desvios de processo e a condição térmica próxima ao ponto que disparou o alarme.

Quando se discute o desempenho do SDRP, algumas possibilidades podem ocorrer. Espera-se que ele atue quando exista o risco do rompimento de pele e que não atue na inexistência desse risco. Contudo, dois erros de tomada de decisão podem estar associados ao funcionamento desse sistema, trazendo prejuízo à integridade das

pessoas e/ou da máquina de lingotamento e/ou da qualidade do aço. O primeiro erro implica na falta de atuação do SDRP quando ele de fato deveria ter atuado, e a máquina de lingotamento é penalizada pelo rompimento de pele (Erro I, sendo H_0 : Alarme verdadeiro, ou o equivalente a dizer: O processo está sobre controle). O segundo erro está associado a não existência do risco do rompimento de pele e o SDRP atua reduzindo a velocidade de lingotamento (Erro II, sendo H_a : Alarme falso). Nesse caso, o alarme é classificado como falso e a ação indevida de controle afeta negativamente a qualidade do aço e a produtividade da máquina de lingotamento.

Assim sendo, o controle desses dois erros são pontos fundamentais para a eficiência do SDRP. Na Tabela III.1 são resumidos esses entendimentos. Indiferente do tipo de aço, busca-se a estabilidade da velocidade de lingotamento para a manutenção da qualidade de produto e do atendimento ao plano de produção. Então não é relevante desenvolver uma nova lógica de detecção de rompimento de pele que não funcione no momento correto (seja por não evitar o rompimento de pele e/ou, por travar a máquina sucessivamente sem existência de risco).

Tabela III.1: Erros possíveis do SDRP (decisão vs. verdadeiro estado).

		Rompimento de pele (verdadeiro estado)	
		Falso	Verdadeiro
Alarme do SDRP	Não Atua	Decisão correta	Erro I
	Atua*	Erro II	Decisão correta

(*) Redução da velocidade de lingotamento para 0,10 m/min.

Estrategicamente, uma forma de controlar os alarmes falsos da lógica com atuação na velocidade de lingotamento do SDRP é ajustar a sensibilidade do disparo de forma a manter o Erro I praticamente eliminado e o Erro II dentro de uma frequência aceitável que garanta uma eficiência condizente com as melhores práticas dos SDRPs atuais.

Apesar de todo esforço aplicado no desenvolvimento das lógicas para a detecção de rompimento de pele citadas anteriormente, alguns modos de falhas não são contemplados, deixando o SDRP vulnerável a flutuações operacionais pontuais das máquinas de lingotamento. Novas lógicas para identificar perda de conicidade (sustentação lateral de placa), baixo fluxo de calor no molde induzido por hidrogênio (pele solidificada fina) e ponto quente ou frio na região intermediária do molde são

oportunidades para cobrir essas falhas do atual SDRP das Aciarias de Ipatinga. Nesse contexto, o presente trabalho versa sobre o desenvolvimento de uma lógica inovadora para o SDRP, cujo modo de falha peculiar não é abordado na literatura até onde foi possível verificar. Tal desenvolvimento empregou a análise estatística através de cartas de controle para identificar o comportamento térmico atípico na região intermediária do molde, e fundamentar se a sensibilidade ajustada para a ativação do alarme é coerente com a prática industrial.

4. METODOLOGIA

Para este estudo, foram coletados dados de termopares nas faces largas do molde de lingotamento para análise estatística.

4.1. Monitoramento Térmico no Molde por Termopares

O perímetro quente do molde consiste em quatro placas de cobre unidas, sendo duas estreitas e duas largas. As placas estreitas (ou jaqueta) definem a espessura de placa, e as maiores definem a largura de placa. Em cada placa são montadas duas linhas de termopares, sendo que a placa larga faz uso de 11 termopares por linha e a placa estreita faz uso dois termopares por linha. Indiferente da posição na placa, cada coluna representa um canal de medição que possui dois termopares, um superior e outro inferior. Na Figura 4.1 é ilustrado esquematicamente o *layout* dos termopares em cada face de um molde, enfatizando a disposição e numeração dos termopares das faces largas (frontal ou traseira), alvo deste estudo.

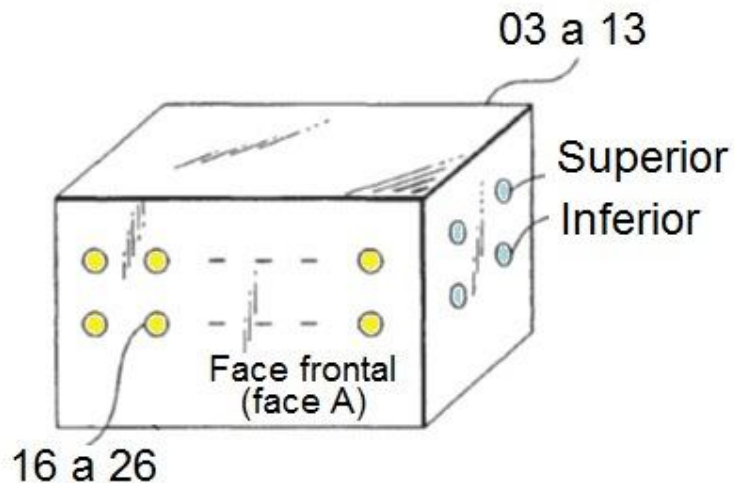


Figura 4.1: Esquema da disposição e numeração de termopares em linha em um molde de lingotamento.

Os dados coletados pelos termopares a cada segundo de cada canal alimentam o SDRP para monitoramento contínuo e *online* dos parâmetros térmicos no molde. Tais dados podem ser acompanhados pela interface gráfica do SDRP em janelas de tendência de 30 segundos. Em cada coluna é apresentada a leitura da temperatura mais próxima ao menisco (termopar superior) e outra mais abaixo (termopar inferior). O cerne desse estudo é investigar a natureza do comportamento térmico na segunda linha dos

termopares, região intermediária do molde. Na Figura 4.2 é ilustrada a interface *online* dos parâmetros térmicos no molde na tela do SDRP.

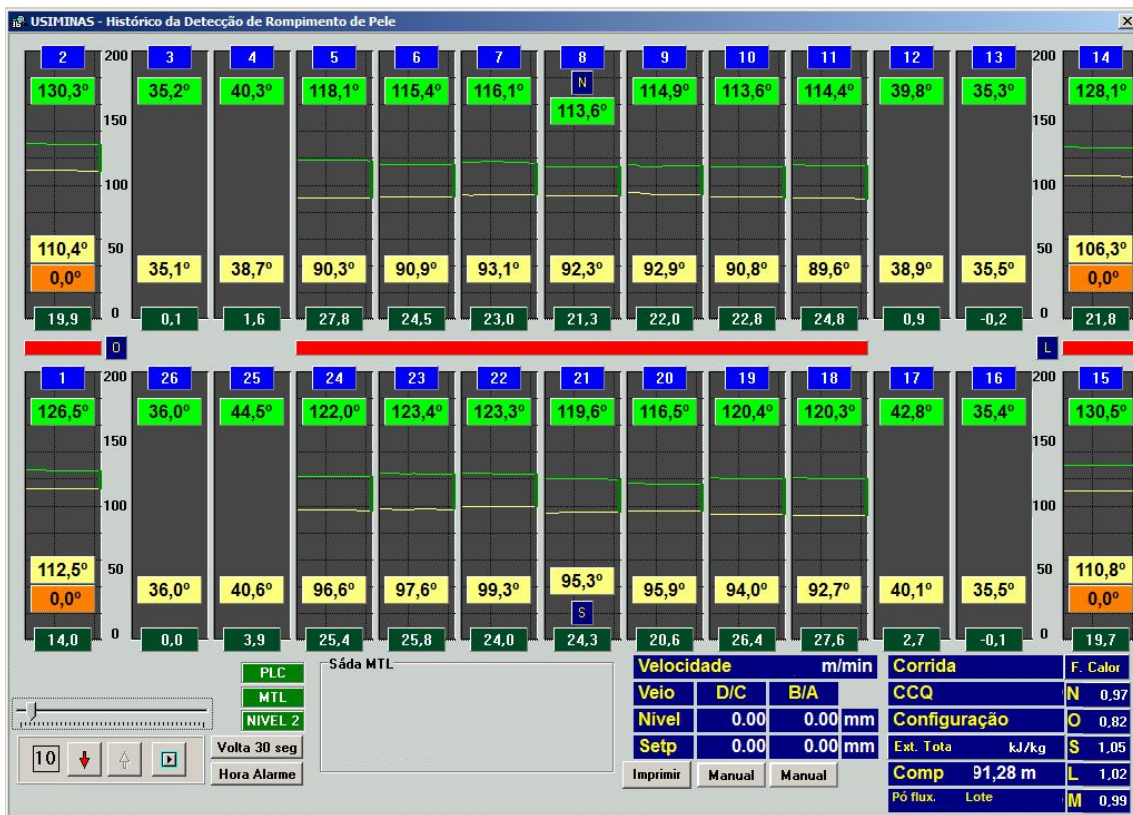


Figura 4.2: Interface *online* dos parâmetros térmicos no molde na tela do SDRP.

Os canais 1, 2, 14 e 15 são referentes às faces das placas estreitas (jaquetas), e os demais canais (de 3 ao 13, e de 16 ao 26) são referentes às faces das placas largas. Os canais das faces estreitas estão sempre ligados, entretanto os canais das faces largas estão habilitados para a largura de placa em lingotamento. Em particular, para a Figura 4.2, os canais 3, 4, 12, 13, 16, 17, 25 e 26 estão desabilitados.

Os dados de temperatura no molde são capturados segundo a segundo, em cada termopar no SDRP. Com isso foi obtida uma lista de temperaturas no tempo, como exemplificada na Tabela VI.1 para registros dos termopares inferiores (L = *Low*; Temp = *Temperature*; CH = *Channel*) de uma das faces largas do molde.

Tabela IV.1: Exemplo de valores de temperatura capturados no SDRP.

NUM MSD	DTH MSD	LTEMP CH03	LTEMP CH04	LTEMP CH05	LTEMP CH06	LTEMP CH07	LTEMP CH08	LTEMP CH09	LTEMP CH10	LTEMP CH11	LTEMP CH12	LTEMP CH13
183361410	11:07:25	32.6	40.6	82.0	101.7	86.9	95.6	90.7	91.4	90.0	36.9	32.4
183361411	11:07:26	32.6	40.6	81.9	101.5	86.6	96.5	91.1	91.4	90.2	36.9	32.4
183361412	11:07:27	32.6	40.5	82.0	101.3	86.5	96.6	91.1	91.5	90.1	36.9	32.4
183361413	11:07:28	32.6	40.5	81.8	101.6	86.5	96.8	91.1	91.6	90.2	36.9	32.4
183361414	11:07:29	32.6	40.5	81.9	101.6	86.6	96.1	91.0	91.1	89.9	36.9	32.4
183361415	11:07:30	32.6	40.5	81.9	101.3	86.6	96.3	91.1	91.3	89.9	36.9	32.4
183361416	11:07:31	32.6	40.5	81.9	101.7	86.5	96.0	91.1	91.6	89.8	36.9	32.4
183361417	11:07:32	32.6	40.5	81.8	101.4	86.5	96.2	91.1	91.6	89.9	37.0	32.4
183361418	11:07:33	32.6	40.5	81.9	101.2	86.6	96.5	91.0	91.8	90.1	37.0	32.4
183361419	11:07:34	32.6	40.5	81.9	101.5	86.4	96.9	91.3	91.1	90.0	37.0	32.4
183361420	11:07:35	32.6	40.5	81.9	101.3	86.5	96.5	91.1	91.5	90.1	37.0	32.4
183361421	11:07:36	32.6	40.5	82.0	101.2	86.6	96.1	91.3	91.9	90.1	37.0	32.4
183361422	11:07:37	32.6	40.5	81.9	101.1	86.6	96.0	91.2	91.1	89.9	37.0	32.4
183361423	11:07:38	32.6	40.5	82.0	101.5	86.5	96.7	91.0	91.6	89.9	37.0	32.4
183361424	11:07:39	32.6	40.5	82.0	101.2	86.6	96.4	91.2	91.5	89.9	37.1	32.4
183361425	11:07:40	32.6	40.5	82.0	101.1	86.6	95.6	91.0	91.3	90.1	37.1	32.4
183361426	11:07:41	32.6	40.5	82.0	101.8	86.5	96.4	91.2	91.6	89.9	37.1	32.4
183361427	11:07:42	32.6	40.5	82.0	101.6	86.6	96.0	91.1	91.5	90.1	37.1	32.4
183361428	11:07:43	32.6	40.5	81.9	101.6	86.5	95.8	91.1	91.4	90.0	37.1	32.4

Nessa Tabela IV.1 os canais 3, 4, 12 e 13 não estão efetivamente ativos em função da largura de trabalho do molde, apesar do registro dos dados.

4.1.1. Lógica de severidade

O SDRP coleta leituras em tempo real dos dados de temperatura dos termopares instalados nas faces do molde que alimentam o modelo de detecção do novo alarme, denominado doravante por alarme ou lógica de SEVERIDADE. Ao criar uma janela de tendência com esses dados é possível observar o comportamento característico da temperatura no instante em que ocorre uma perturbação térmica atípica no molde.

O modelo matemático traduz a observação em conceitos e equações para reproduzir e detectar a ocorrência, alarmar e atuar na máquina de lingotamento reduzindo a velocidade.

Para a detecção, o modelo é ajustado por parâmetros (que serão discutidos posteriormente) que determinarão os limites aceitáveis para diferenciar uma condição térmica normal de uma anômala em cada termopar na região intermediária do molde. Para analisar o comportamento característico, também é necessário que algumas condições sejam observadas, tais como: situação operacional da máquina de lingotamento, velocidade e temperaturas dos termopares em torno da região em análise. Na Tabela IV.2 é demonstrada, de forma resumida, como são registradas as

temperaturas e obtidas as taxas térmicas para a lógica de severidade durante o lingotamento.

Tabela IV.2: Parâmetros para análise da lógica de severidade.

Instante (s)	$t_{(n-5)}$	$t_{(n-4)}$	$t_{(n-3)}$	$t_{(n-2)}$	$t_{(n-1)}$	$t_{(n-0)^*}$
Temp. (°C)	T_5	T_4	T_3	T_2	T_1	T_0
Taxa (°C/s)	$(T_6-T_5)/\Delta t$	$(T_4-T_5)/\Delta t$	$(T_3-T_4)/\Delta t$	$(T_2-T_3)/\Delta t$	$(T_1-T_2)/\Delta t$	$(T_0-T_1)/\Delta t$
Contador	5	4	3	2	1	•

(*) Momento de referência em relação à entrada de dados.

A partir do instante em que uma anomalia térmica é identificada, aciona-se um contador (parâmetro) para confirmação da existência dessa anormalidade. Caso não seja considerado como uma possível indicação de alarme, o sistema incorpora essa medição como um dado normal e zera o contador. Com base na estratégia de análise, pode-se iniciar o julgamento da existência do alarme de Severidade. Caso exista uma tendência de elevação de temperatura (inclinação da curva de elevação de temperatura), iniciará o processo que identificará se aquele comportamento é um possível rompimento de pele. Para confirmar a ocorrência dessa anomalia térmica, o sistema aguarda as próximas leituras (parâmetro) e caso se confirme, o alarme será acionado seguido da redução programada da velocidade de lingotamento até a normalização da perturbação térmica.

4.2. Comportamento de Solidificação dos Aços no Molde

Avalia a transformação das fases cristalinas do aço no molde, bem como a intensidade das variações térmicas no molde associada a cada família de aço.

4.2.1. Comportamento de solidificação dos aços no molde pelo teor de carbono

Dentro do contexto dos aços carbono microligados existem várias famílias (ou grupos) de aços em função do teor de carbono. Na tabela IV.3 essas famílias são apresentadas.

Tabela IV.3: Famílias de aços para a solidificação pelo teor de carbono.

Família de aço	Sigla	Teor de carbono
Ultrabaixo Carbono	UBC (IF)	$C < 0,020\%$
Baixo Carbono	BC	$0,020\% \leq C < 0,080\%$
Médio Carbono Peritético	MCP	$0,080\% \leq C < 0,156\%$
Médio Carbono Estrutural	MCE	$0,156\% \leq C < 0,290\%$
Alto Carbono	AC	$C \geq 0,290\%$

A classificação por família é importante na solidificação para diferenciar a tendência ao agarramento (*sticker*) do aço na superfície do molde em relação à tendência à formação de depressões (trincas longitudinais) em placa. Em suma, o aço Médio Carbono Peritético tem tendência à depressão e os demais, ao agarramento, contudo um refinamento no apontamento pode ser pertinente em função da presença de elementos de liga no aço. E isso pode ser feito pelo uso de termodinâmicas computacional, pelo *software Thermo-Calc*, por exemplo, ou por modelos disponíveis na literatura. Para essa última opção, é importante verificar a validade da equação para as faixas de composição química das ligas do estudo.

4.2.2. Comportamento de solidificação pelo potencial de ferrita

A análise pura do teor de carbono para a solidificação é um parâmetro pobre para prever o comportamento de solidificação do aço, haja vista que o aço pode conter outros elementos de liga. Cada elemento químico tem seu arranjo cristalino próprio quando isolado, como por exemplo, o Cromo é Cúbico de Corpo Centrado, enquanto o Níquel é Cúbico de Face Centrada. Cada um deles, quando adicionado ao aço, tende a estabilizar a fase cristalina do aço que tem o mesmo arranjo cristalino do elemento adicionado. Esse comportamento faz o respectivo campo de estabilidade crescer no diagrama de equilíbrio de fase do Ferro-Carbono. Antevendo tal situação, mapearam-se composições químicas específicas para famílias de aços para obter o valor do potencial de ferrita. A equação 1 apresenta um valor de carbono equivalente que será usado na equação 2 para estabelecer o valor do potencial de ferrita.

$$C_p = [\%C] + \sum_{i=1}^n A_i (\%i) \quad (\text{Eq. 1})$$

$$FP = 2,5(0,5 - [\%C_p]) \quad (\text{Eq. 2})$$

Pelo uso das equações 1 e 2 é possível calcular o potencial de ferrita para várias famílias de aço (desde o ultrabaixo carbono até ao alto carbono) e construir curvas com indicação de tendência ao agarramento ou a depressão da pele no molde, como as curvas mostradas na Figura 4.3 (WOLF, 1991).

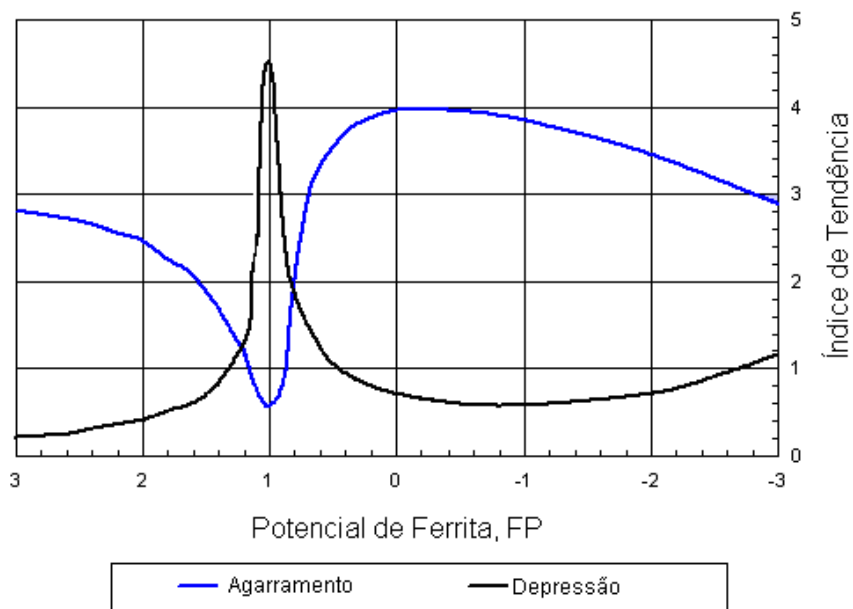


Figura 4.3: Curvas de Potencial de Ferrita (WOLF, 1991).

Pela análise da Figura 4.3 é possível estabelecer limites para a tendência ao agarramento ou a depressão da pele no molde. Tais limites estão demonstrados na Tabela IV.4.

Como referência para obter C_p , a Equação 3 proposta por WOLF (1991) fornece uma fórmula de cálculo, entretanto é importante ressaltar que cada empresa possui seu próprio contexto químico e deve obter sua forma específica para o cálculo de C_p com base em seu mix de produção.

$$C_p = [\%C] + 0,02[\%Mn] + 0,04[\%Ni] - 0,01[\%Si] + 0,04[\%Cr] - 0,1[\%Mo] \quad (\text{Eq. 3})$$

Tabela IV.4: Limites para avaliação de tendência ao agarramento ou a depressão pela abordagem do potencial de ferrita (WOLF, 1991).

Potencial de Ferrita (PF)	Tendência
$PF < 0,82$	Agarramento/Colamento
$0,82 \leq PF \leq 1,11$	Depressão
$PF > 1,11$	Agarramento/Colamento

A característica de agarramento ou depressão da solidificação do aço no molde é fundamental para avaliar o comportamento térmico no molde. Na Figura 4.4 são apresentados alguns comportamentos para as linhas do SDRP para cada família de aço da Tabela IV.2 referenciando a velocidade de lingotamento, o potencial de ferrita e o teor de hidrogênio dissolvido no aço (em partes por milhão/ppm).

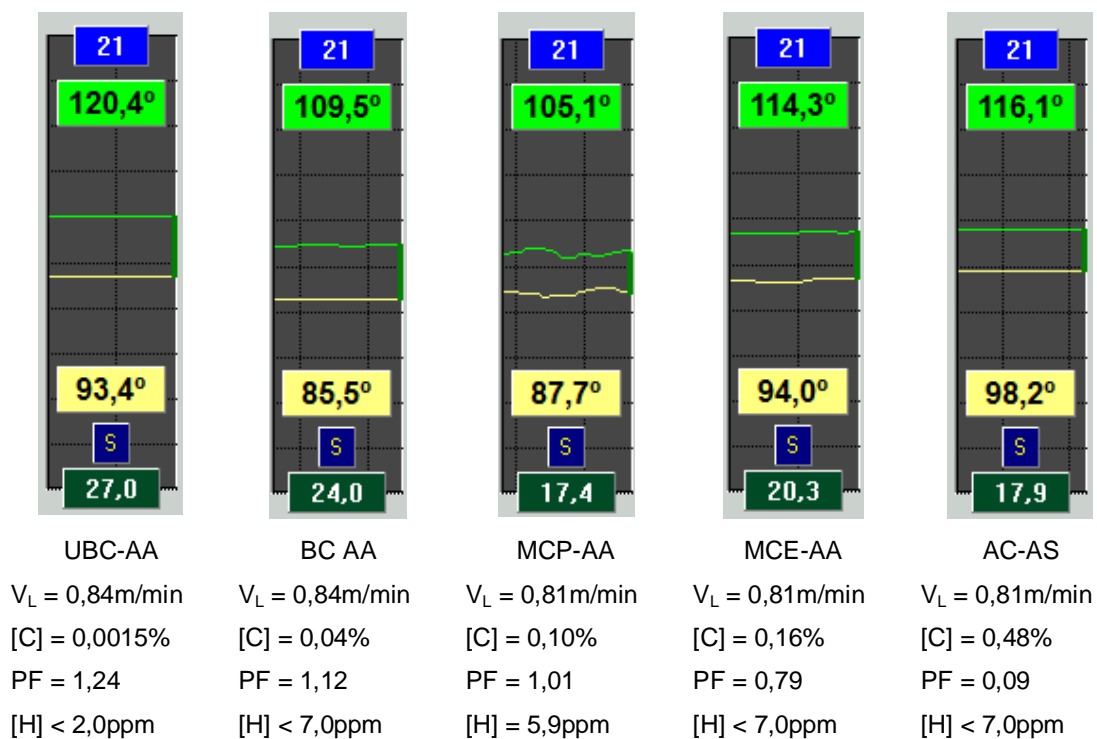


Figura 4.4: Janela de tendência térmica natural por família de aço.

Na Figura 4.4 é demonstrado que o material médio carbono peritético apresenta a maior variação térmica natural no molde, indiferente da posição da linha dos termopares.

4.3. Desoxidação de Aços

No final de sopro do convertedor básico a oxigênio (LD), o aço líquido apresenta certo teor de oxigênio dissolvido que deve ser eliminado, seja durante o vazamento do LD para a panela, seja em um processo posterior de refino de panela, como o degaseificador a vácuo (RH). Para isso são adicionados ao aço líquido elementos químicos com alta afinidade química com o oxigênio dissolvido, ditos desoxidantes. Essa atividade de desoxidação é rotineiramente citada como acalmar o aço no processo produtivo.

As principais formas de acalmar (desoxidar) o aço líquido são:

- Ao alumínio, aço AA;
- Ao alumínio e silício, aço AS;
- Ao silício, aço AC.

Isso significa que um aço AA tem teor de Alumínio com indicação de valor mínimo e máximo, dito: em faixa (e teor de Silício residual). O aço AS tem teor de Alumínio e de Silício em faixa. E o aço AC tem teor de Silício em faixa (e teor de Alumínio residual).

4.4. Análise Estatística de Dados

A estatística é uma poderosa ferramenta para distinguir padrões e constatar comparativamente se as amostras observadas são estatisticamente iguais. Os próximos itens apresentarão, de forma resumida, as técnicas estatísticas abordadas neste trabalho.

4.4.1. Teste de hipótese

Para a análise comparativa dos dados térmicos do molde foi aplicado o método do teste de hipótese. Esse método de inferência estatística usa a teoria de probabilidades para avaliar determinados parâmetros que são desconhecidos em uma população, por exemplo, média ou variância.

Os testes de hipótese são constituídos de alternativas que são testadas. Uma população tem uma amostra retirada e através da aplicação da teoria de probabilidades é possível tirar conclusões em relação à população, como distinguir entre diferentes populações

das quais a amostra pode ser originada, determinar limites estatísticos para todos os valores que a população pode assumir, checar a confiabilidade de um estudo e no auxílio de qualquer tomada de decisão em que seja necessário um rigor estatístico para comprovação da escolha.

Conceitos fundamentais para um teste de hipótese são:

- Hipótese nula (H_0): é a afirmação sobre o valor de um parâmetro populacional (ou sobre a normalidade);
- Hipótese alternativa (H_1): é a afirmação que deve ser verdadeira se a hipótese nula for falsa;
- Erro do tipo I: é a probabilidade de rejeitar a hipótese nula quando ela é efetivamente verdadeira (α , nível de significância);
- Erro do tipo II: é a probabilidade de não rejeitar a hipótese nula quando ela é efetivamente falsa (β).

TRIOLA (1999) define esses conceitos e detalha a sua aplicação no método do teste de hipótese.

4.4.2. Análise de variância

O objetivo principal da análise de variância (*analysis of variance* - ANOVA) é a comparação de três ou mais grupos no que diz respeito à localização, conforme exposto por GUIMARÃES e CABRAL (2007). Para exemplificar, considere-se a situação em que se pretende avaliar a eficácia de termopares para medição de temperatura no molde de lingotamento contínuo desenvolvido por quatro empresas distintas: um novo termopar entrante no mercado, outros dois já presentes no mercado e o termopar de especificação do equipamento. Os diferentes termopares são usados no mesmo equipamento de monitoramento térmico em condições controladas em quatro grupos. Será que se pode considerar que os quatro termopares têm resultados diferentes? Será que o novo termopar é mais eficaz do que os já existentes no mercado, ou até mesmo melhor que o termopar de especificação? A análise de variância procura dar resposta a questões deste tipo através da comparação das localizações dos diferentes grupos. Esta comparação é feita a partir da análise da dispersão presente no conjunto de dados, e por isso a designação de análise de variância. No exemplo acima descrito, as observações provêm de grupos classificados através de um só fator (o fabricante do termopar); neste caso, fala-se em análise de variância com um fator, *one-way ANOVA*,

que tem fundamentação apresentada por MONTGOMERY (2009). Claro que somente é legítimo considerar tal fator como sendo a causa das diferenças entre as médias se for atendida a homogeneidade das populações em relação a todos os outros fatores que poderiam ser relevantes para a explicação da resposta térmica do termopar (fenômeno).

Em muitas situações práticas há mais do que um fator que influencia nos resultados das observações. Considere-se o seguinte exemplo: para reduzir a expectativa taxa fusão de um pó fluxante no molde foram avaliadas cinco fontes de carbono de recobrimento, processadas em três espessuras (camadas) distintas de recobrimento. Para cada espessura de revestimento fez uso de uma fonte de carbono (matéria-prima) para o ensaio da taxa de fusão. Dessa forma, busca-se entender se a taxa de fusão é influenciada pela espessura de recobrimento e pela origem do carbono (matérias-primas). Neste caso estamos perante uma análise de variância com dois fatores, *two-way ANOVA*.

Por outro lado, diz-se que a análise de variância tem tantos níveis ou efeitos quantos grupos distintos a serem considerados. Na maior parte das situações, os grupos são determinados à partida; diz-se então que temos uma análise de variância com efeitos fixos. Em alternativa, os grupos podem ser retirados aleatoriamente dentre um conjunto grande de possibilidades. Nesse caso tem-se uma análise de variância com efeitos aleatórios.

4.4.2.1. Análise de variância com um fator e efeitos fixos

Designamos por g o número de grupos (efeitos) e por $n_1; n_2; \dots; n_g$ as dimensões correspondentes.

As observações relativas ao i -ésimo grupo são denotadas por $x_{i1}; x_{i2}; \dots; x_{in_i}$, $i = 1; 2; \dots; g$.

Admite-se que cada x_{ij} é uma observação de uma variável aleatória (v.a.) X_{ij} que verifica:

$$X_{ij} = \mu + \tau_i + \varepsilon_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}, \text{ com } \varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma) \quad (\text{Eq. 4})$$

Onde, μ : média; τ_i : efeitos dos tratamentos; ε_{ij} : erros.

Admite-se ainda que as v.a.'s ε_{ij} são independentes.

Nestas condições, cada v.a. X_{ij} segue uma lei normal de média $\mu_i = \mu + \alpha_i$, $i = 1; 2; \dots; g$, e desvio-padrão,

$$X_{ij} \sim N(\mu_i, \sigma) \quad (\text{Eq. 5})$$

e as v.a.'s X_{ij} são independentes.

Note-se que todas as v.a.'s envolvidas tem a mesma variância (σ^2).

Resumindo, os pressupostos exigidos são os seguintes:

- Temos g grupos de observações independentes, sendo os grupos independentes entre si.
- Cada grupo de observações deve provir de uma população com distribuição normal.

A variância das g populações deve ser a mesma (homogeneidade das variâncias).

A forma do modelo (1) põe em evidência a seguinte relação:

Valor observado = Média da população subjacente ao i -ésimo grupo + Valor residual.

Nas situações práticas descritas por este tipo de modelo interessa fundamentalmente testar se as médias $\mu_1; \mu_2; \dots; \mu_g$ das g populações associadas às g amostras são significativamente diferentes umas das outras.

As hipóteses do teste fundamental da ANOVA podem então ser especificadas do seguinte modo:

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_g = \mu$ (ou: $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_g = 0$)

H_1 : os valores μ_i não são todos iguais (ou: algum α_i é diferente de zero).

A ideia de base para testar estas hipóteses é a seguinte: estima-se a variância σ^2 por dois métodos diferentes, um que não depende da veracidade de H_0 e outro que depende da veracidade de H_0 . Depois se comparam as duas estimativas. Se H_0 é verdadeira, então as duas estimativas devem ser próximas; caso contrário, devem diferir significativamente.

Notações:

$$\text{Número total de observações} \quad N = \sum_{i=1}^g n_i \quad (\text{Eq. 6})$$

$$\text{Média das observações do grupo } i \quad \bar{X}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \quad (\text{Eq. 7})$$

$$\text{Média de todas as observações} \quad \bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} X_{ij} \quad (\text{Eq. 8})$$

A variabilidade total das observações é dada pela soma dos quadrados das distâncias de cada observação à média global:

$$SST = \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X})^2 \quad (\text{Eq. 9})$$

Verifica-se a seguinte igualdade:

$$\underbrace{\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X})^2}_{SST} = \underbrace{\sum_{i=1}^g n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2}_{SSE} + \underbrace{\sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)^2}_{SSD} \quad (\text{Eq. 10})$$

SST: variabilidade total das observações X_{ij} em relação à média global \bar{X} .

SSE: variabilidade das observações entre grupos, que corresponde à soma ponderada das variações das médias de cada grupo, \bar{X}_i , em torno da média global, \bar{X} (a ponderação é feita pelo número de observações de cada grupo, n_i).

SSD: variabilidade das observações dentro dos grupos - corresponde à soma das variações das observações X_{ij} dentro de cada um dos diferentes grupos (para cada grupo i , a variação das observações é calculada relativamente à média desse grupo, \bar{X}_i).

Define-se:

$$\text{Média da soma dos quadrados entre grupos;} \quad MSE = \frac{SSE}{g - 1} \quad (\text{Eq. 11})$$

$$\text{Média da soma dos quadrados dentro dos grupos.} \quad MSD = \frac{SSD}{N - g} \quad (\text{Eq. 12})$$

Os valores de MSD e MSE são as duas estimativas de σ^2 anteriormente referidas (sendo MSE aquela que depende da veracidade de H_0). Assim, quando a hipótese H_0 é verdadeira, estes valores devem ser próximos e, conseqüentemente, a razão $\frac{MSE}{MSD}$ terá um valor próximo de:

1. Se H_0 não for verdadeira, então o valor de MSE será significativamente superior ao de MSD . Assim, a hipótese H_0 é rejeitada para valores elevados de $\frac{MSE}{MSD}$.

$$\text{Estatística de teste} \quad F = \frac{MSE}{MSD} \quad (\text{Eq. 13})$$

é usada para efetuar o teste de

$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_g = \mu$ contra H_1 : nem todos os μ_i são iguais.

Sob a validade de H_0 , tem-se:

$$F \sim F(g - 1; N - g),$$

onde $F(g - 1; N - g)$ representa a *distribuição de Fisher com $g - 1$ e $N - g$ graus de liberdade*.

Como foi referida acima, a hipótese H_0 é rejeitada para valores elevados de F , pelo que:

$$p\text{-valor} = P(F \geq f_0);$$

onde f_0 representa o valor observado de $\frac{MSE}{MSD}$.

4.4.2.2. Comparações múltiplas

Segundo GUIMARÃES e CABRAL (2007), quando se rejeita a hipótese nula da igualdade das médias, não se tem informação sobre qual ou quais dos grupos são

responsáveis pela diferença. Uma das possibilidades para efetuar comparações múltiplas consiste em comparar todos os pares de médias, μ_k e μ_l , para $k \neq l$.

Problema: Fixado o nível de significância do teste correspondente a cada comparação, o nível de significância global de um conjunto de comparações tende a ser tanto mais elevado quanto maior é o número de comparações, o que não é desejável. Efetivamente, o fato do nível de significância global de um conjunto de comparações ser elevado significa que é elevada a probabilidade de se rejeitar indevidamente pelo menos uma das hipóteses nulas do conjunto.

Existem métodos que procuram tomar em consideração este problema. Vamos abordar alguns deles.

4.4.2.2.1. Definição conjunta dos intervalos de confiança pelo método de Tukey

O método de Tukey consiste na construção de intervalos de confiança para todos os pares de médias de tal forma que o conjunto de todos os intervalos tenha um determinado grau de confiança γ (por exemplo, se $\gamma = 0,95$, temos 95% de confiança de que os intervalos obtidos contêm, todas, as respectivas diferenças: $\mu_k - \mu_l$).

O método de construção destes intervalos depende do fato dos grupos terem ou não a mesma dimensão.

Amostras

Amostras equilibradas: Todos os grupos têm a mesma dimensão n .

Os intervalos de confiança para $\mu_k - \mu_l$, $k \neq l$, com grau de confiança γ , são dados por:

$$(\bar{x}_k - \bar{x}_l) \pm q_{1-\gamma}(g, N - g) \sqrt{\frac{MSD}{n}} \quad (\text{Eq. 14})$$

onde $q_{1-\gamma}(g, N - g)$ é um valor tabelado especialmente para os intervalos de confiança obtidos pelo método de Tukey (note-se que $N = ng$, no caso particular de que aqui se trata).

Amostras pouco desequilibradas: Os grupos têm diferentes dimensões, mas exige-se que dimensão máxima seja ≤ 2 vezes a dimensão mínima (caso contrário, usar o método de Scheffé).

Os intervalos de confiança têm uma expressão do tipo (3), substituindo-se n por

$$\frac{g}{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} + \dots + \frac{1}{n_g}}: \text{média harmônica (harmonic mean) dos valores } n_1; n_2; \dots; n_g.$$

4.4.2.2.2. Método de Bonferroni

O método de Bonferroni consiste em efetuar cada um dos testes individuais ($H_0: \mu_k = \mu_l$, $H_1: \mu_k \neq \mu_l$) com um nível de significância muito reduzido de modo que o nível global seja o desejado. Assim, considera-se para cada uma das r comparações individuais um nível de significância $\alpha_r = \alpha/r$ por forma a garantir que o nível total seja, no máximo, α .

Este método funciona bem desde que o número de comparações em análise não seja demasiado elevado.

4.4.2.2.3. Teste de Dunnett

Por vezes, o objetivo de uma análise de comparações múltiplas é o de comparar um grupo particular (grupo de controle, de referência ou padrão) com cada um dos grupos restantes, não havendo interesse na comparação dos demais tratamentos entre si. Neste caso, temos $g - 1$ comparações para realizar. Dunnett propôs um procedimento para este efeito, semelhante ao de Tukey.

4.4.3. Controle Estatístico do Processo (CEP)

O controle estatístico do processo (CEP) é uma técnica estatística aplicada à produção que permite a redução sistemática da variabilidade nas características da qualidade de interesse, contribuindo para a melhoria da qualidade intrínseca, da produtividade, da confiabilidade e do custo do que está sendo produzido, segundo RIBEIRO e CATEN (2012).

O CEP é um sistema de inspeção por amostragem, operando ao longo do processo, com o objetivo de verificar a presença de causas especiais, ou seja, causas que não são

naturais ao processo e que podem prejudicar a qualidade do produto manufaturado. Uma vez identificadas as causas especiais, podemos atuar sobre elas, melhorando continuamente os processos de produção e, por conseguinte, a qualidade do produto final. Ele fornece uma radiografia do processo, identificando sua variabilidade e possibilitando o controle dessa variabilidade ao longo do tempo através da coleta de dados continuada, análise e bloqueio de possíveis causas especiais que estejam tornando o sistema instável.

Em um ambiente competitivo, o controle estatístico abre caminho para melhorias contínuas, uma vez que garante um processo estável, previsível, com identidade e capacidade definidas, cuja evolução pode ser acompanhada.

4.4.3.1. Objetivos do Controle Estatístico do Processo

O principal objetivo do CEP é possibilitar um controle eficaz da qualidade, feito pelo próprio operador em tempo real. Isso aumenta o comprometimento do operador com a qualidade do que está sendo produzido e libera a gerência para as tarefas de melhoria.

O CEP possibilita o monitoramento das características de interesse, assegurando que elas se mantenham dentro de limites preestabelecidos e indicando quando devem ser tomadas ações de correção e melhoria. É importante ressaltar a importância de detectar os defeitos o mais cedo possível, para evitar a adição de matéria-prima e mão-de-obra a um produto defeituoso.

O CEP objetiva aumentar a capacidade dos processos, reduzindo refugo e retrabalho, e, por consequência, o custo da má qualidade. Assim, ele proporciona às empresas a base para melhorar a qualidade de produtos e serviços e, simultaneamente, reduzir substancialmente o custo da má qualidade.

4.4.3.2. Análise das cartas de controle

No início de estudos que utilizam cartas de controle, o processo é colocado em funcionamento e são coletados dados referentes à característica em estudo. Esses dados podem ser, entre outros:

- a) dimensões de uma peça usinada;
- b) número de defeitos em um circuito impresso;
- c) viscosidade de um produto químico;
- d) resistência de um componente;
- e) peso de um refrigerante.

A coleta de dados é realizada com certa frequência e tamanho de amostra definidos de acordo com a característica em estudo. Por exemplo, pode ser adequado coletar, de hora em hora, amostras com três peças e medir seus diâmetros. A frequência de amostragem deve ser compatível com as principais causas de variabilidade presentes no sistema.

Logo após, calcula-se a estatística do valor esperado da variável aleatória e o erro padrão (média e desvio-padrão) e então os limites de controle associados às causas comuns de variabilidade poderão ser definidos. Na Figura 4.5 pode-se visualizar os limites de controle em um exemplo de carta de controle. Uma vez definidos esses limites de controle, os dados continuam sendo coletados e são plotados na carta de controle, e essa é a tarefa do dia a dia (monitoramento).

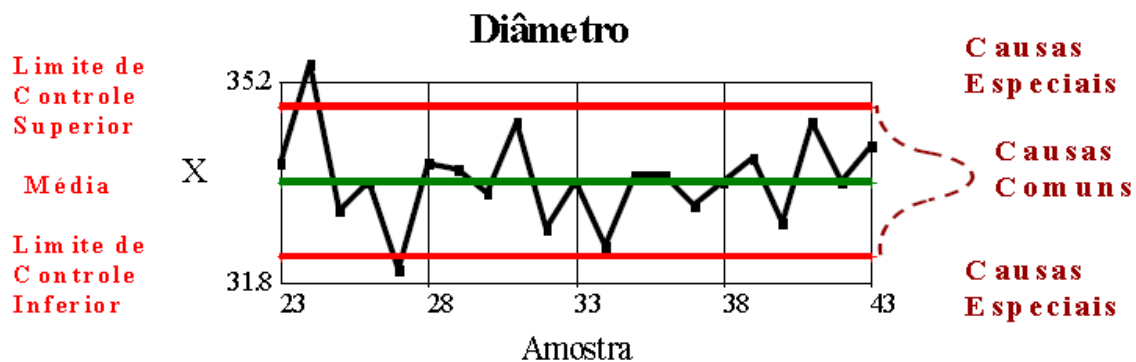


Figura 4.5: Exemplo de uma carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012).

Como pode ser visualizado na Figura 4.6, se apenas as causas comuns estão presentes, o processo é estável e o esperado é que os pontos plotados permaneçam dentro dos limites de controle. Se causas especiais estão presentes, o processo é instável e são esperados pontos fora dos limites de controle ou padrões não aleatórios na sequência de pontos, indicando a provável presença de causas especiais.

Se o processo é estável, apenas as causas comuns estão presentes, logo as medidas devem se manter dentro dos limites de controle.

Se o processo é instável, aparecem pontos fora dos limites de controle ou uma sequência de pontos não-aleatória indicando a presença de causas especiais.

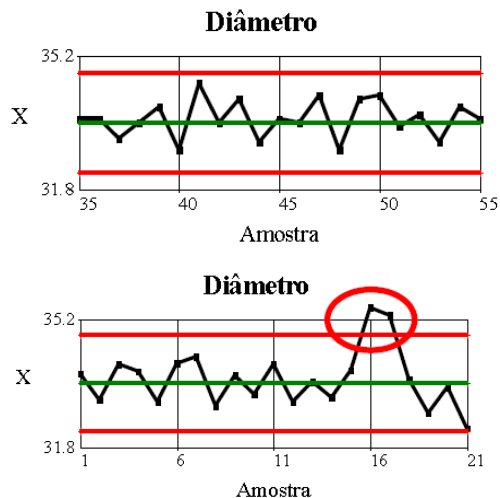
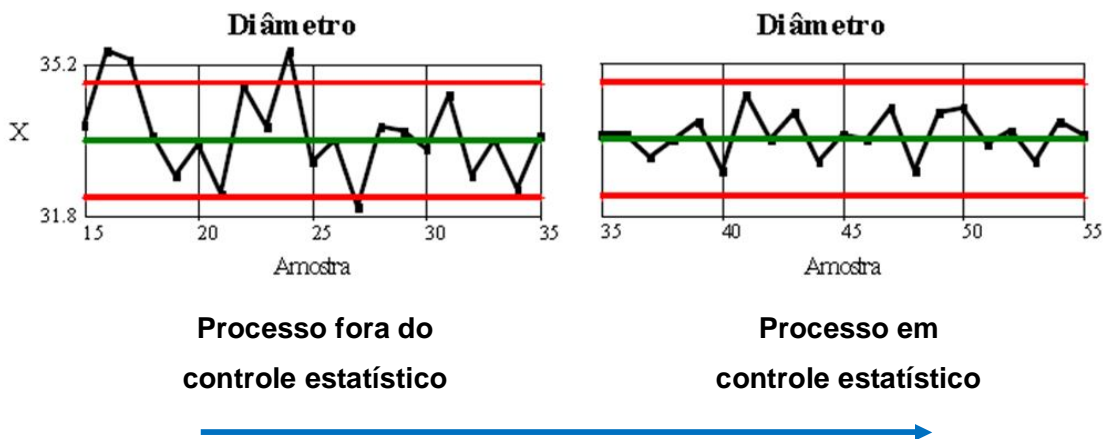


Figura 4.6: Cartas de controle de um processo estável versus instável (RIBEIRO e CATEN, 2012).

Em geral, no início do monitoramento, os processos apresentam várias causas especiais, como pode ser visto na Figura 4.7. Então, acontecem ações dirigidas pelas cartas de controle, e aos poucos as causas especiais vão sendo identificadas e eliminadas uma a uma. Com o passar do tempo, obtém-se um processo estável e previsível.



Resultado de ações estabelecidas pela análise das cartas de controle

Figura 4.7: Ações dirigidas pelas cartas de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012).

4.4.3.3. Vantagens do controle estatístico do processo

O emprego correto das cartas de controle:

- a) permite que o monitoramento do processo seja executado pelos próprios operadores;
- b) fornece uma distinção clara entre causas comuns e causas especiais, servindo de guia para ações locais ou gerenciais;
- c) fornece uma linguagem comum para discutir o desempenho do processo, possibilitando a alocação ótima dos investimentos em melhoria da qualidade;
- d) auxilia o processo a atingir alta qualidade, baixo custo unitário, consistência e previsibilidade.

Em um ambiente competitivo, só há espaço para as empresas que adotam uma ótica de melhoria contínua. Assim, periodicamente é preciso rever as especificações, reavaliar a capacidade do processo e agir sobre o sistema quando necessário.

A melhoria da qualidade, representada pela redução da variabilidade do processo, promove, natural e inevitavelmente, um aumento de produtividade. Melhorando a qualidade, os custos diminuem devido à redução do retrabalho, erros e atrasos, e da melhor utilização da tecnologia e matéria-prima. Conseqüentemente, a produtividade aumenta, possibilitando a captação de mercados. Trabalhando-se continuamente pela qualidade, os novos negócios são mantidos e amplia-se a fatia de mercado.

4.4.3.4. Importância da estimação dos parâmetros do processo

A coleta de dados para o preenchimento das cartas de controle exige investimentos em tempo, recursos e mudança na filosofia da empresa. Assim, a implantação do controle estatístico de processo somente pode ser justificada quando os seguintes aspectos são observados:

- a) não utilizar um número excessivo de cartas de controle, sob o risco do CEP transformar-se em atividade-gargalo na produção;
- b) aplicar o CEP em etapas prioritárias do processo, determinadas sob o ponto de vista da demanda de qualidade dos clientes;
- c) associar o CEP a uma estratégia de ação: coletar dados e não agir implica em desperdício de tempo e recursos.

Na fase de planejamento, é importante a participação das pessoas envolvidas com a linha de produção: elas devem se sentir corresponsáveis e comprometidas com a implantação do sistema. Deve-se, assim, investir um tempo maior na fase de planejamento, para minimizar a necessidade de alterações posteriores à implantação.

Inicialmente, é necessária a identificação dos processos críticos para a qualidade e produtividade da empresa: estes serão os processos nos quais será aplicado o CEP. Deve-se utilizar um método consistente para determinação dos processos críticos sob o ponto de vista do cliente. Nesta etapa, também é necessário definir:

- (i) Características de qualidade importantes para o cliente;
- (ii) Processos nos quais as características determinadas em (i) são construídas;
- (iii) Variáveis a serem controladas em cada processo;
- (iv) Capacidade do sistema de medição;
- (v) Indivíduos responsáveis pela ação sobre o sistema quando este sinalizar um estado de descontrole estatístico;
- (vi) Ações a serem tomadas quando o sistema estiver fora de controle.

4.4.3.5. Cartas de controle para variáveis

Segundo MONTGOMERY (2009), variáveis são características de qualidade que podem ser expressas em termos de medida numérica, como, por exemplo: o diâmetro de um rolamento, uma resistência elétrica, o tempo de atendimento de um pedido etc. Muitos processos têm características mensuráveis, assim há um amplo espaço para o uso das cartas para variáveis.

As cartas para variáveis, mais especificamente, as cartas para \bar{x} (média) e R (amplitude) representam a aplicação clássica de controle de processo.

Uma medição (por exemplo: $I = 16,54$) contém muito mais informação do que a simples classificação da peça como “dentro ou fora de especificação”. Obter um valor medido é mais caro do que simplesmente classificar uma peça como boa/ruim. Contudo, as medições fornecem mais informações e, portanto, exigem uma amostra menor. Assim, o custo total de amostragem pode ser menor. Outra vantagem é que, como as cartas de controle para variáveis exigem uma amostragem pequena, o lapso de tempo entre a produção das peças e a ação corretiva pode ser encurtado.

Quando se usam variáveis, a análise do desempenho do processo pode ser feita mesmo se todas as unidades estão dentro dos limites de especificação. Isso é importante na busca da melhoria contínua e torna as cartas de variáveis uma ferramenta de controle mais poderosa do que as cartas de atributos. As variáveis podem ser usadas para monitorar a localização (X) e a dispersão (R). Assim, as cartas de controle são quase sempre preparadas aos pares.

Distribuição de probabilidade

As variáveis podem seguir vários tipos de distribuições de probabilidade, como as distribuições apresentadas na Figura 4.8.

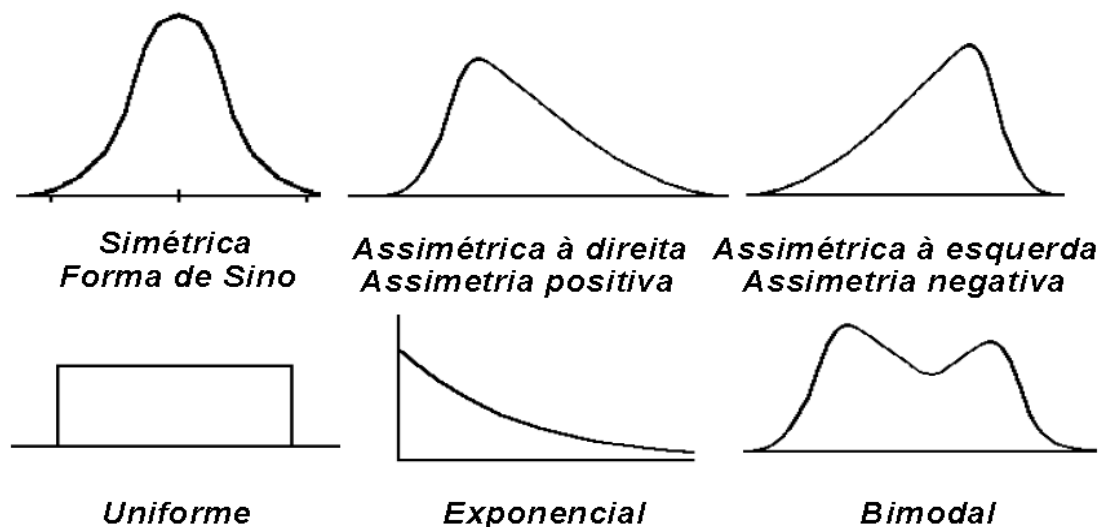


Figura 4.8: Distribuição de probabilidade dos valores individuais.

Existem vários tipos de distribuição, sendo que a mais típica é a distribuição Normal. Quando a variação de uma característica da qualidade é gerada pela soma de um grande número de erros infinitesimais independentes devido a diferentes fatores, a

distribuição da característica de qualidade se torna, em muitos casos, aproximadamente uma distribuição Normal (KUME, 1993).

As distribuições de probabilidade são definidas por um parâmetro de localização e outro de variabilidade, como se pode visualizar no exemplo com os dados de quatro amostras distintas apresentados na Tabela IV.5.

Tabela IV.5: Dados de quatro amostras distintas.

Amostra	Dados	Localização (\bar{x})	Variabilidade (\bar{R})
A	10 12 14 16 18	$\bar{x} = 14$	$\bar{R} = 8$
B	22 24 26 28 30	$\bar{x} = 26$	$\bar{R} = 8$
C	06 10 14 18 22	$\bar{x} = 14$	$\bar{R} = 16$
D	20 22 28 32 36	$\bar{x} = 28$	$\bar{R} = 16$

Nota: Sendo \bar{x} a média aritmética dos dados e \bar{R} é a amplitude (o maior valor menos o menor).

Pode-se alterar a média sem alterar variabilidade (A e B) e alterar variabilidade sem alterar média (A e C).

Quando se adiciona (ou subtrai-se) uma constante aos dados, altera-se a média, mas não se altera a variabilidade (A e B) e quando se multiplica (ou se divide) por uma constante aos dados, altera-se a média e também a variabilidade (A e D). Na Figura 4.9 são apresentadas tais proposições baseadas nas seguintes afirmações:

- da amostra A para B muda a tendência central, mas a variabilidade é constante;
- da amostra A para C muda a variabilidade, mas a tendência central é constante;
- da amostra B para C muda a tendência central e a variabilidade.

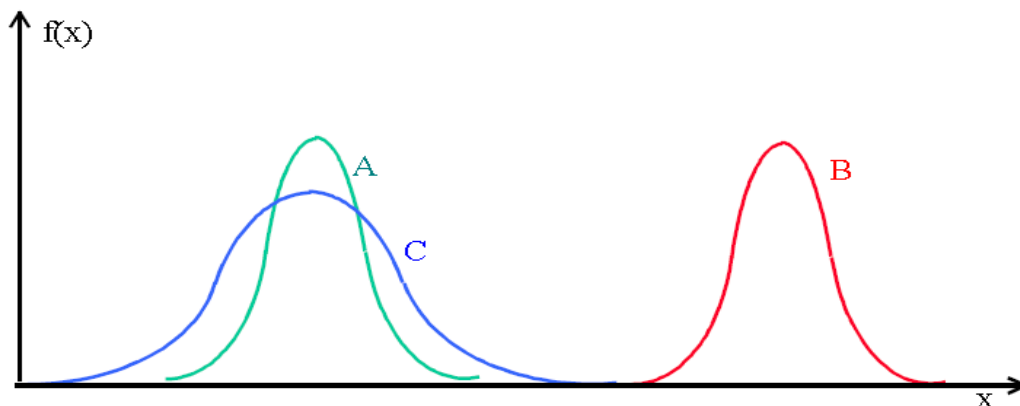


Figura 4.9: Distribuição de probabilidade de três amostras distintas.

Como visto na Figura 4.9, uma causa especial pode atuar em um processo alterando a tendência central ou a variabilidade do processo. Logo, é necessário monitorar duas cartas simultaneamente: a carta de média para detectar quando a tendência central do processo se altera e a carta de amplitude para detectar a mudança na variabilidade do processo.

As variáveis podem seguir vários tipos de distribuição de probabilidade, o que dificultaria os cálculos dos limites de controle. No entanto, a maioria das aplicações do controle estatístico do processo utiliza o teorema do limite central que será apresentado na sequência.

De acordo com MONTGOMERY (2009), o Teorema do Limite Central indica que a soma (e, por conseguinte, a média) de n variáveis independentes seguirá o modelo Normal, independentemente da distribuição das variáveis individuais. A aproximação melhora na medida em que n aumenta. Se as distribuições individuais não são muito diferentes da Normal, basta $n = 4$ ou 5 para se obter uma boa aproximação. Se as distribuições individuais forem radicalmente diferentes da Normal, então será necessário $n = 20$ ou mais.

Na Figura 4.10, pode ser visto um desenho esquemático do Teorema do Limite Central.

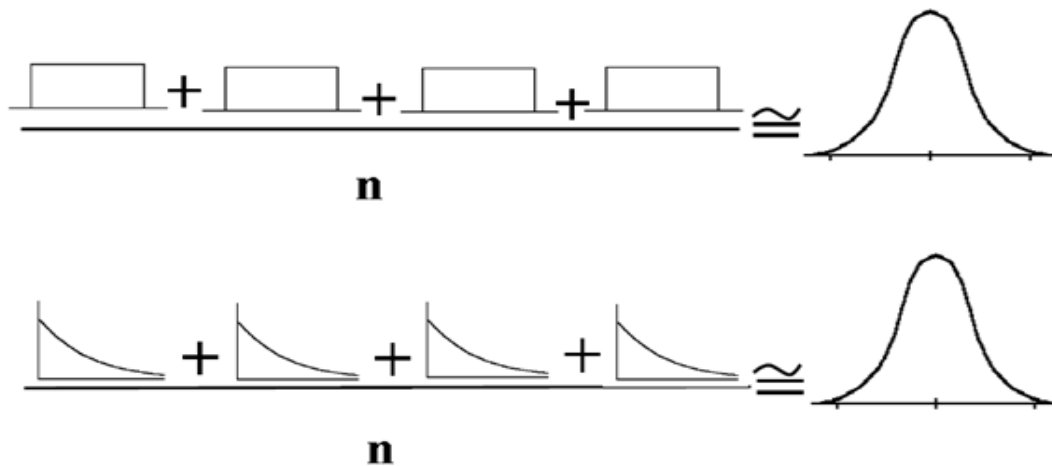


Figura 4.10: Teorema do Limite Central.

O Teorema do Limite Central é básico para a maioria das aplicações do controle estatístico da qualidade. O controle estatístico do processo, em geral, trabalha com a média das amostras, pois independente da distribuição dos valores individuais, a média desses valores seguirá aproximadamente a distribuição Normal.

A distribuição Normal é uma teoria básica para o desenvolvimento das cartas de controle e é a principal ferramenta do controle estatístico de processos. A partir do Teorema do Limite Central, sabe-se que a distribuição amostral das médias apresenta os seguintes parâmetros:

Média:

$$\bar{\bar{x}} = \mu \quad (\text{Eq. 15})$$

Onde:

$\bar{\bar{x}}$ representa a média das médias amostrais;

μ representa a média dos valores individuais da população.

Desvio-padrão:

$$\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (\text{Eq. 16})$$

$\sigma_{\bar{x}}$ representa o desvio-padrão das médias amostrais;

σ representa o desvio-padrão dos valores individuais da população;

\sqrt{n} representa o tamanho da amostra.

Desta forma, a média das médias amostrais é igual à média dos valores individuais e o desvio-padrão das médias é menor do que o desvio-padrão dos valores individuais na razão de $1/\sqrt{n}$.

Intervalos de Confiança

Os limites da distribuição dos valores individuais são chamados de limites naturais. Já os limites da distribuição de probabilidade das médias são chamados de limites de controle. Na verdade, esses limites são intervalos de confiança em torno da média.

Como a análise do processo é realizada através de amostragem, a estimativa da média e da variabilidade do processo é realizada através de uma estrutura intervalar que proporciona um intervalo no qual se admite que esteja a verdadeira média e variabilidade populacional. Como não se sabe ao certo onde estará o verdadeiro parâmetro populacional, deve ser usada uma atribuição probabilística do intervalo em que o verdadeiro valor possa estar. Esse intervalo chama-se intervalo de confiança, e a confiança associada é $1 - \alpha$ onde α é a probabilidade do erro.

Um intervalo de confiança de $100(1-\alpha)\%$ é estabelecido a partir de dois limites, tais que a probabilidade do verdadeiro valor do parâmetro está incluído dentro do intervalo é $100(1-\alpha)\%$.

No CEP, usualmente utiliza-se intervalos de confiança de 99,73%. Por exemplo, para construir um intervalo de confiança de 99,73% para a média, é necessário achar os limites L e U, tais que:

$$P \{ L \leq \mu \leq U \} = 99,73\%$$

Os limites de confiança de $100(1-\alpha)\%$ são calculados usando-se a distribuição Normal.

$$\bar{x} - Z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} + Z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (\text{Eq. 17})$$

Onde $Z_{\alpha/2}$ representa a variável reduzida padronizada correspondente à probabilidade do erro $\alpha/2$.

Para intervalos de confiança de 99,73% tem-se:

$$\bar{x} - 3 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{x} + 3 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (\text{Eq. 18})$$

$$\bar{x} - 3\sigma_{\bar{x}} \leq \mu \leq \bar{x} + 3\sigma_{\bar{x}} \quad (\text{Eq. 19})$$

Na Figura 4.11 é apresentado o intervalo de confiança de 99,73% utilizado como limites de controles nas cartas de controle, e na Figura 4.12 é mostrada a distribuição de probabilidade das médias e intervalos de confiança.

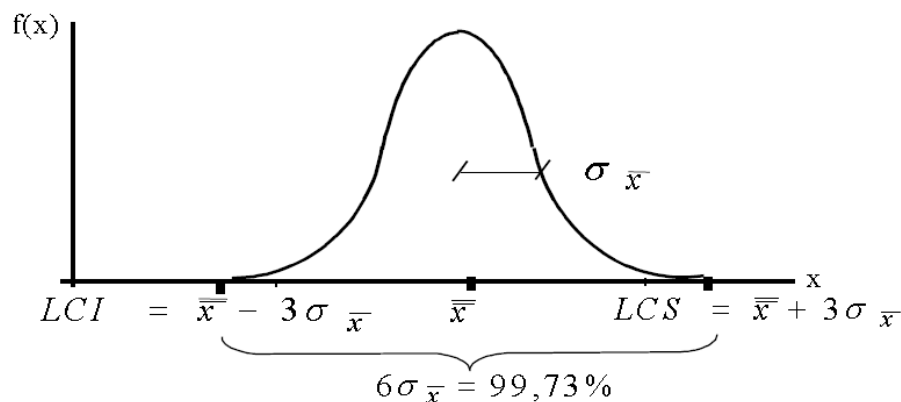


Figura 4.11: Distribuição de probabilidade das médias.

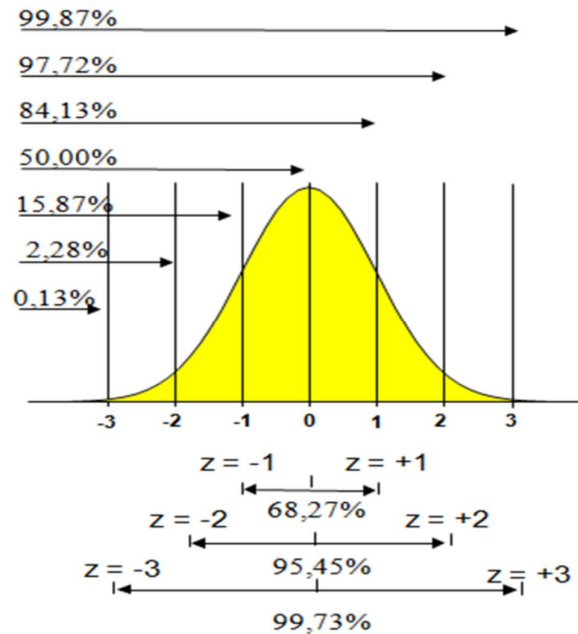


Figura 4.12: Intervalos de confiança.

4.4.3.6. Cartas de controle para a média

Os passos para a implantação das cartas de controle são os seguintes:

- Passo 1: Coleta de dados;
- Passo 2: Estimação dos parâmetros do processo (limites de controle);
- Passo 3: Interpretação da estabilidade do processo;
- Passo 4: Interpretação da capacidade do processo.

Coleta de dados

Segundo RIBEIRO e CATEN (2012), os dados devem ser coletados em pequenos subgrupos (amostras) de tamanho constante. Vale lembrar que quanto maior o tamanho da amostra maior a sensibilidade das cartas, ou seja, elas detectam melhor pequenas mudanças no processo. No entanto, aumentar o tamanho da amostra representa aumentar o custo de amostragem. Em geral, 3 a 6 peças consecutivas formam uma amostra adequada. As peças dentro de um subgrupo são produzidas em condições muito similares e, portanto, a variabilidade dentro de cada subgrupo será primariamente devido às causas comuns de variabilidade.

A ideia de coletar subgrupos na sequência de tempo é interessante, pois provavelmente os produtos produzidos na sequência são similares entre si e a variabilidade presente é devido a causas comuns.

Os subgrupos devem ser coletados a uma frequência periódica, por exemplo, 1 subgrupo a cada 15 minutos, ou 2 subgrupos por lote etc.

A frequência de amostragem deve ser definida de forma que exista uma chance potencial de mudança dos resultados (causa especial) de um subgrupo para o outro. A frequência das amostras deve ser selecionada de forma a maximizar a chance de ocorrerem diferenças entre amostras.

O tamanho de amostra e a frequência de amostragem mais econômicos poderiam ser definidos apenas se forem conhecidos a estabilidade do processo, os custos de amostragem, os custos de investigação e correção de causas especiais e o custo de fabricar peças fora de especificação.

Estimação dos parâmetros do processo (limites de controle)

RIBEIRO e CATEN (2012) sugerem que a estimação preliminar dos parâmetros dos limites de controle pode ser feita após a coleta de umas 20 ou 30 amostras (subgrupos) sem indícios de uma situação fora do controle. Em suma, coletam-se de 20 a 30 amostras, calculam-se os limites de controle para a média e amplitude e comparam-se essas mesmas amostras com os limites de controle calculados.

Caso haja pontos fora dos limites de controle, deve-se pesquisar e identificar a possibilidade de ocorrência de causa especial durante a coleta da amostra. Deve-se saber se essa causa especial estava atuante durante a coleta de amostras próximas. Se as causas especiais são aleatórias, elas devem permanecer na definição dos limites de controle, mas caso não sejam, elas devem ser retiradas das amostras correspondentes e deve-se recalculá-los. Esse processo iterativo acontece no início, pois os limites de controle devem estar associados apenas às causas comuns de variabilidade. Vale ressaltar que os pontos são eliminados do cálculo dos limites de controle, mas não dos gráficos de controle.

Como exemplo, a fim de estimar os limites de controle, inicialmente calcula-se a amplitude e a média para cada amostra. Logo após, calcula-se a média das amplitudes e a média das médias das amostras como segue:

$$\bar{R} = \frac{R_1 + R_2 + \dots + R_k}{K} \quad (\text{Eq. 20})$$

$$\bar{\bar{x}} = \frac{\bar{x}_1 + \bar{x}_2 + \dots + \bar{x}_k}{K} \quad (\text{Eq. 21})$$

Onde \bar{x}_i e R_i representam a média e a amplitude da amostra.

A estimação de \bar{R} é uma forma entre muitas. Outra possibilidade seria usar o desvio-padrão. COSTA *et al.* (2005) detalha em seu livro Controle Estatístico de Processo as possibilidades de estimadores para o desvio-padrão do processo.

Como se pode observar, a variabilidade é estimada usando-se a média das amplitudes dentro de cada amostra para garantir que ela esteja associada apenas às causas comuns.

Logo, não está correto estimar a variabilidade usando a fórmula tradicional de desvio-padrão (S) aplicada sobre o conjunto de todos os dados, pois desta forma a estimativa da variabilidade poderia estar associada com causas comuns (dentro das amostras) e causas especiais (entre amostras).

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{ij} - \bar{\bar{x}})^2}{mn - 1}} \quad (\text{Eq. 22})$$

Onde:

x_{ij} representa um valor individual;

m representa o número de amostras;

n representa o tamanho das amostras.

Uma vez calculados $\bar{\bar{x}}$ e \bar{R} , calculam-se os limites de controle das médias considerando-se a extensão de seis desvios-padrão das médias (três para cada lado), que segundo a

distribuição Normal compreende 99,73% dos valores de médias amostrais. A fórmula resulta:

$$LC = \bar{\bar{x}} \pm 3\sigma_{\bar{x}} \quad (\text{Eq. 23})$$

Onde a variabilidade das médias é estimada a partir da variabilidade dos valores individuais usando $\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$. Substituindo esta expressão na equação anterior, resulta:

$$LC = \bar{\bar{x}} \pm \frac{3\sigma}{\sqrt{n}} \quad (\text{Eq. 24})$$

Onde a variabilidade dos valores individuais é estimada a partir da média das amplitudes dos subgrupos usando $\sigma = \frac{\bar{R}}{d_2}$ e d_2 é uma constante que depende do tamanho da amostra, cujos valores encontram-se na Tabela IV.6.

Substituindo-se essa expressão na equação anterior, resulta:

$$LC = \bar{\bar{x}} \pm \frac{3\bar{R}}{\sqrt{n} \cdot d_2} \quad (\text{Eq. 25})$$

Substituindo-se $A_2 = \frac{3}{\sqrt{n} \cdot d_2}$ na equação anterior (MONTGOMERY, 2009), tem-se os limites de controle para as médias:

$$LCS = \bar{\bar{x}} + A_2\bar{R} \quad (\text{Eq. 26})$$

$$LCI = \bar{\bar{x}} - A_2\bar{R} \quad (\text{Eq. 27})$$

Onde A_2 é uma constante que depende do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.6.

Os limites de controle para as amplitudes são calculados como segue:

$$LC = \bar{R} \pm 3\sigma_R \quad (\text{Eq. 28})$$

Onde:

$$\sigma_R = d_3\sigma = d_3 \frac{R}{d_2} \quad (\text{Eq. 29})$$

Substituindo-se essa expressão na equação anterior, tem-se:

$$LCS = \bar{R} + 3d_3 \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (\text{Eq. 30})$$

$$LCS = \bar{R} - 3d_3 \frac{\bar{R}}{d_2} \quad (\text{Eq. 31})$$

Substituindo $D_4 = 1 + 3 \frac{d_3}{d_2}$ e $D_4 = 1 - 3 \frac{d_3}{d_2}$ e nas equações anteriores, tem-se os limites de controle para as amplitudes:

$$LCS = D_4 \bar{R} \quad (\text{Eq. 32})$$

$$LCI = D_3 \bar{R} \quad (\text{Eq. 33})$$

Tabela IV.6: Valores das constantes D_4 , D_3 , d_2 e A_2 (MONTGOMERY, 2009).

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15	20
D_4	3,27	2,57	2,28	2,11	2,00	1,92	1,86	1,82	1,78	1,65	1,59
D_3	0	0	0	0	0	0,08	0,14	0,18	0,22	0,35	0,42
D_2	1,13	1,69	2,06	2,33	2,53	2,70	2,85	2,97	3,08	3,47	3,74
A_2	1,88	1,02	0,73	0,58	0,48	0,42	0,37	0,34	0,31	0,22	0,18

Nota: Válidos para características de qualidade de processo que seguem a distribuição normal.

Interpretação da estabilidade do processo

O gráfico de médias monitora a variabilidade entre as médias amostrais ao longo do tempo e o gráfico de amplitude monitora a variabilidade dentro da amostra, ou seja, a variabilidade em um determinado período de tempo.

O monitoramento das cartas de controle representa um teste de hipótese a cada nova amostra coletada. A hipótese que está sendo testada a cada amostra coletada é de que a média ou a variabilidade do processo continuam as mesmas (processo estável), tendo como hipótese alternativa de que elas mudaram devido à presença de uma causa especial (processo instável).

Os limites de controle são calculados de forma que, se o processo não mudou (não há causas especiais atuando), a probabilidade de uma amostra cair dentro dos limites é de 99,73% e fora dos limites é de 0,27%. Logo, caso a amostra coletada esteja dentro dos limites de controle (limites de confiança) conclui-se que os parâmetros do processo (média e amplitude) permanecem os mesmos. Caso apareça uma amostra fora dos limites de controle, a probabilidade dessa amostra pertencer a esse processo é de

0,27%, logo há uma forte evidência de que o processo mudou (média ou desvio) devido à presença de causas especiais.

Antes de investigar uma causa especial, é interessante verificar se não houve erro na plotagem do ponto ou problemas no sistema de medição.

Existem dois tipos de erros no monitoramento de uma carta de controle: Erro tipo I e Erro tipo II.

a) Erro tipo I: é a probabilidade (α) de considerar o processo fora de controle quando na verdade ele está sob controle. Os limites clássicos adotam $\pm 3\sigma$, que correspondem a $\alpha = 0.27\%$.

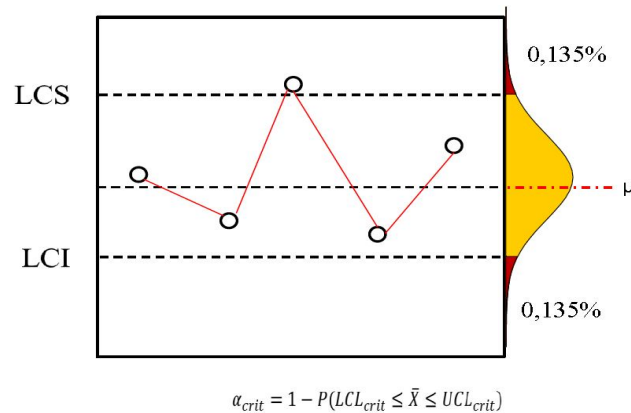


Figura 4.13: Erro tipo I na carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012).

b) Erro tipo II: é a probabilidade (β) de considerar o processo sob controle quando na verdade ele está fora de controle e depende do deslocamento da média (d) e dos limites de controle adotados (LCclassic adotam $\alpha = 0,27\%$).

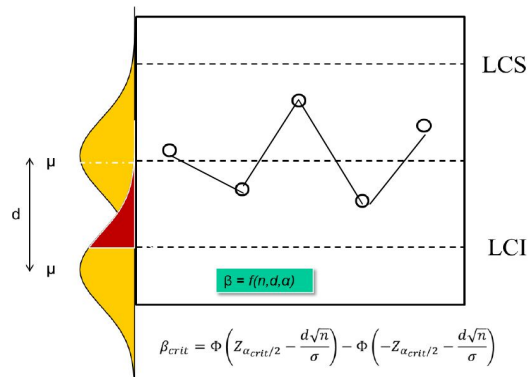
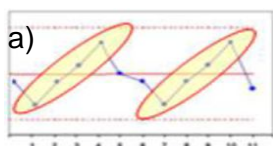


Figura 4.14: Erro tipo II na carta de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012).

Padrões

Se os pontos plotados na carta apresentarem um comportamento não aleatório ou sistemático (memória), isso é um forte indício de causa especial. Tal situação é ilustrada nos casos: a) e b) da Figura 4.15. Também é importante investigar eventuais padrões não aleatórios na sequência de pontos, que estão ilustrados pelos casos: c) e d) da Figura 4.15. E por fim, verificar se existem pontos fora dos limites (sem memória), retratado pelo caso: e) da Figura 4.15 é alvo desse trabalho.

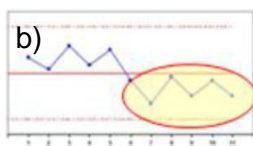
Cada ponto fora do controle deve gerar uma análise das condições operacionais em busca da causa respectiva. Os resultados estatísticos dão partida para a tarefa de análise, mas a explicação do que está acontecendo reside no próprio processo e nas pessoas envolvidas.



Periodicidade de pontos

Possíveis causas:

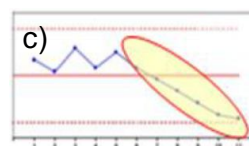
- Não-uniformidade na matéria-prima;
- Rodízio de operadores, gabaritos e instrumentos;
- Diferença entre turnos.
- Avaria de um componente da máquina.



Deslocamento da média

Possíveis causas:

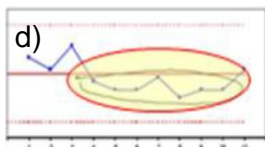
- Novo método;
- Nova máquina;
- Melhoria de qualidade;
- Novo lote de material.



Sete ou mais pontos subindo ou descendo

Possíveis causas:

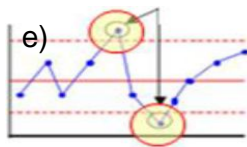
- Desgaste de ferramenta;
- Gradual desgaste do equipamento;
- Desgaste relacionado ao instrumento de medição.



Sete ou mais pontos abaixo ou acima da linha central

Possíveis causas:

- Mudança no ajuste da máquina;
- Processo, material ou máquina diferente.



Pontos fora de controle

Possíveis causas:

- Erro na medição ou digitação;
- Quebra de ferramenta;
- Instrumento de medição desregulado;
- Operação não consegue identificar a medida.

Quando qualquer um dos comportamentos apontados for identificado, deve-se intervir no processo e registrar a ação no plano de controle.

Figura 4.15: Comportamento de processos com causas especiais (RIBEIRO e CATEN, 2012).

A solução do problema é o passo mais difícil e que consome maior tempo. É preciso paciência, análise criteriosa e experiência para gradualmente eliminar, uma-a-uma, as causas especiais.

Técnicas de solução de problemas, como a análise de Pareto ou os diagramas de causa e efeito, podem ajudar na análise. Os problemas mais complexos podem exigir o uso de projeto de experimentos e outras ferramentas estatísticas.

4.4.3.7. Carta de controle para o desvio-padrão

Conforme o caso, o monitoramento do desvio-padrão amostral (s) pode ser mais apropriado que o monitoramento da amplitude. O desvio-padrão é um indicador mais eficiente da variabilidade, principalmente para amostras grandes. Tipicamente, recomenda-se o uso da carta s quando: a) os dados forem coletados por computador e for fácil implantar uma rotina de cálculo, b) os processos forem sofisticados, controlados por especialistas e c) as amostras forem grandes (subgrupos de tamanho $n > 10$).

Se os dados são volumosos, os valores individuais serão registrados em uma folha separada, e na folha da carta de controle aparecerá apenas o valor calculado de \bar{x} e s para cada subgrupo.

A fórmula para o cálculo do desvio-padrão é:

$$s = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} = \sqrt{\frac{\sum x_i^2 - n\bar{x}^2}{n - 1}} = \sqrt{\frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots - n\bar{x}^2}{n - 1}} \quad (\text{Eq. 34})$$

E os limites de controle da média são calculados usando:

$$LCS = \bar{\bar{x}} + A_3 \bar{s} \quad (\text{Eq. 35})$$

$$LCI = \bar{\bar{x}} - A_3 \bar{s} \quad (\text{Eq. 36})$$

Onde A_3 é uma constante que depende do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.7.

E os limites de controle do desvio-padrão são calculados usando:

$$LCS = B_4\bar{s} \quad (\text{Eq. 37})$$

$$LCI = B_3\bar{s} \quad (\text{Eq. 38})$$

Onde B_4 e B_3 são constantes que dependem do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.7.

Tabela IV.7: Valores das constantes B_4 , B_3 e A_3 (MONTGOMERY, 2009).

n	2	3	4	5	6	8	9	10	15	20	25
B_4	3,27	2,57	2,27	2,09	1,97	1,82	1,72	1,72	1,57	1,49	1,43
B_3	0	0	0	0	0,03	0,19	0,24	0,28	0,43	0,51	0,57
A_3	2,66	1,95	1,63	1,43	1,29	1,10	1,03	0,98	0,79	0,68	0,61

4.4.3.8. Carta de controle para a mediana (\tilde{x}) e amplitude (R)

Muitas vezes monitorar a mediana (\tilde{x}) em vez da média pode trazer algumas vantagens, pois: a) a mediana é mais fácil de calcular que a média e b) a mediana é robusta à presença de dados atípicos.

Como pode ser visto no exemplo a seguir, se houver um dado atípico, ele não influencia a mediana, mas influencia a média:

n	Valores individuais	Média	Mediana
A	10; 12; 14; 16; 18	$\bar{x} = 14$	$\tilde{x} = 14$
B	10; 12; 14; 16; 38	$\bar{x} = 18$	$\tilde{x} = 14$

Enquanto a média foi influenciada pelo dado atípico 38, a mediana não foi, pois leva em conta apenas o ponto central.

A mediana é o valor central de uma amostra, ou seja, aquele valor que divide a amostra em 50% para esquerda e outros 50% para a direita. O procedimento para identificação da mediana é colocar os dados em ordem crescente e identificar o valor central. Em função disso, muitas vezes o monitoramento da mediana é feito plotando em uma carta de controle todos os valores individuais, pois dessa forma eles ficam automaticamente em ordem crescente, e assinalando o valor mediano. Para esse procedimento ser prático, o subgrupo deve ser pequeno e com tamanho ímpar (3, 5 ou 7).

Os limites de controle são calculados usando-se o valor médio das medianas ($\bar{\tilde{x}}$) e o formulário conforme segue.

$$LCS = \bar{\tilde{x}} + \tilde{A}_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 39})$$

$$LCI = \bar{\tilde{x}} - \tilde{A}_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 40})$$

Onde \tilde{A}_2 é uma constante que depende do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.8.

$$LCS = D_4 \bar{R} \quad (\text{Eq. 41})$$

$$LCI = D_3 \bar{R} \quad (\text{Eq. 42})$$

Onde D_4 e D_3 são constantes que dependem do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.6.

Tabela IV.8: Valores da constante \tilde{A}_2 (COSTA, 2005).

n	2	3	4	5	6	7	8	9	10
\tilde{A}_2	1,88	1,19	0,80	0,69	0,55	0,51	0,43	0,41	0,36

O monitoramento segue o mesmo entendimento para as médias: qualquer valor de amplitude ou mediana fora dos limites de controle indica que o operador deve agir para corrigir o processo ou notificar o supervisor e pessoal de suporte.

4.4.3.9. Carta de controle para valores individuais

Algumas vezes é preciso realizar o controle do processo usando medidas individuais. Esse será o caso quando: a) taxa de produção muito baixa (por ex.: um produto por dia), b) testes muito caros (por ex.: testes destrutivos ou que exijam a parada da produção) e c) características muito homogêneas, que variam muito lentamente (por ex.: um digestor químico).

As cartas dos valores individuais não se beneficiam do teorema do limite central que condiciona as médias a seguirem a distribuição Normal, logo se deve ter alguns cuidados com a sua aplicação: a) se a distribuição não for simétrica, a interpretação das cartas deve levar isso em conta, b) as cartas de valores individuais não são tão sensíveis a mudanças no processo como as cartas de médias, c) os pontos da carta de amplitude móvel são correlacionados, e essa correlação pode induzir um padrão ou ciclos na carta de amplitude e d) as cartas de valores individuais não permitem avaliar diretamente a dispersão do processo. Para contornar esse último aspecto, em geral, se usa uma amplitude móvel calculada como a diferença entre cada par de leituras sucessivas. Dessa forma, o tamanho da amostra é considerado $n = 2$.

Os limites de controle para a carta de valores individuais são calculados como segue:

$$LCS = D_4 \bar{R} \quad (\text{Eq. 43})$$

$$LCI = D_3 \bar{R} \quad (\text{Eq. 44})$$

Onde D_4 e D_3 são constantes que dependem do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.6.

Para valores individuais:

$$LCS = \bar{x} + E_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 45})$$

$$LCI = \bar{x} - E_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 46})$$

Onde E_2 é uma constante que depende do tamanho da amostra, cujos valores são apresentados na Tabela IV.9.

Tabela IV.9: Valores da constante E_2 (MONTGOMERY, 2009).

n	2	3	4	5	6
E_2	2,66	1,77	1,46	1,29	1,18

A constante E_2 só poderá ser usada se a distribuição for aproximadamente simétrica. A variabilidade do processo continua sendo estimada usando-se $\hat{\sigma} = \bar{R}/d_2$, onde d_2 possui o valor fixo de 1,128 (Tabela IV.6) por usar a amplitude móvel de duas observações sucessivas para estimar a variabilidade do processo.

4.4.3.10. Cartas de controle para médias móveis

As cartas de médias móveis são: a) muito efetivas para detectar pequenas mudanças na média e b) indicadas para o controle automatizado.

O uso simultâneo de cartas de médias móveis (M_t) e médias simples (\bar{x}) ou valores individuais (x) é recomendado.

A média móvel de passo w é definida como:

$$M_t = \frac{\bar{x}_t + \bar{x}_{t-1} + \dots + \bar{x}_{t-w+1}}{w} \quad (\text{Eq. 47})$$

A média móvel é recalculada a cada nova amostra (subgrupo), incorporando a amostra mais recente e descartando a amostra mais antiga.

A variância da média móvel (σ_{M_t}) resulta:

$$\sigma_{M_t} = \frac{\sigma}{\sqrt{nw}} \quad (\text{Eq. 48})$$

Assim, os limites de controle para a média móvel para períodos onde $t \geq w$ serão:

$$LCS = \bar{\bar{x}} + \frac{3\sigma}{\sqrt{nw}} \quad (\text{Eq. 49})$$

$$LCI = \bar{\bar{x}} - \frac{3\sigma}{\sqrt{nw}} \quad (\text{Eq. 50})$$

Ou:

$$LCS = \bar{\bar{x}} + A_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 51})$$

$$LCI = \bar{\bar{x}} - A_2 \bar{R} \quad (\text{Eq. 52})$$

4.4.4. Escolha do tipo de carta de controle

Na Figura 4.15 é apresentado um fluxograma que auxilia na escolha do tipo de carta de controle a ser utilizada no monitoramento de variáveis.

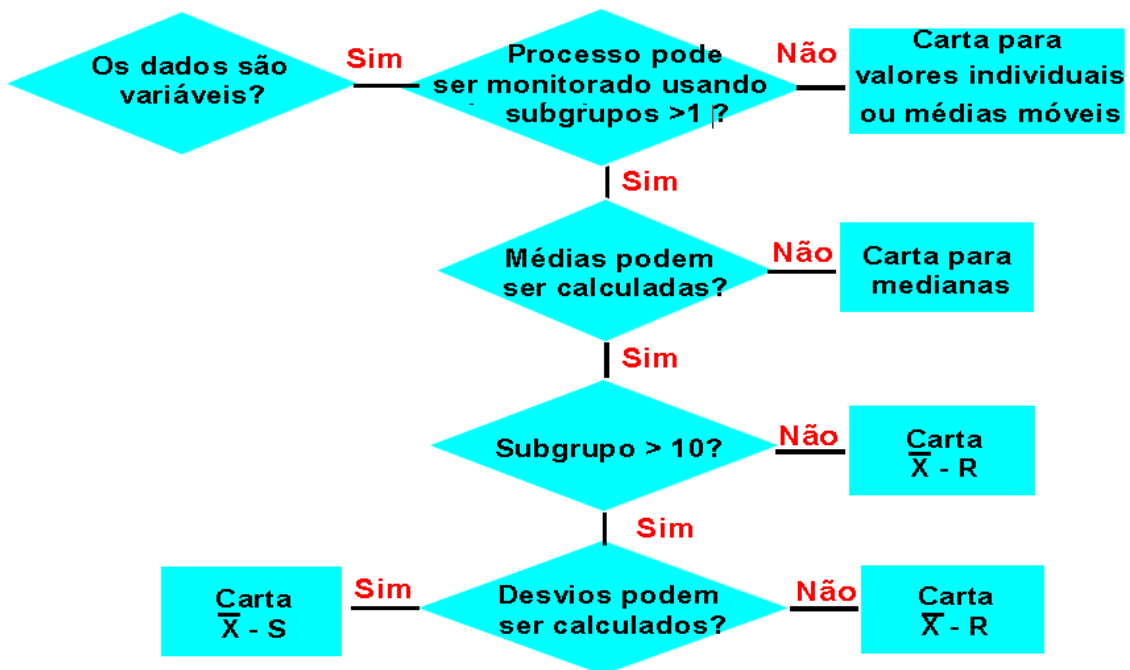


Figura 4.16: Fluxograma de apoio para escolha das cartas de controle (RIBEIRO e CATEN, 2012).

Cartas de controle também podem ser criadas por atributo. Os atributos são características que são comparadas com um padrão (especificações) e por isso podem assumir apenas valores discretos (classificação como conforme ou não-conforme, ou uma certa contagem de defeitos), por exemplo: a) existência de manchas ou risco, b) presença de uma etiqueta, c) continuidade de uma costura, d) número de acidentes/hora, e) número de clientes reclamantes, f) número de reclamações/cliente.

Os atributos existem na maioria dos processos técnicos ou administrativos. Portanto, há muitas aplicações para esse tipo de carta de controle. A gerência costuma sumarizar

resultados utilizando dados do tipo atributo, por isso, muitas vezes, os dados históricos existentes são do tipo atributo. Além disso, em geral os atributos não requerem muita especialização para a coleta dos dados. O monitoramento usando atributos pode ser uma etapa intermediária, anterior ao monitoramento de variáveis.

Os atributos podem ser divididos em:

- (i) percentual de não conformes: se referem à contagem do número de produtos/peças defeituosas (número de não conformes) e segue a distribuição Binomial ($0 < p < 1$);
- (ii) taxa de não conformidades: se refere à contagem do número de defeitos por produto/peça (número de não conformidades) e segue a distribuição de Poisson ($0 < \lambda < \infty$).

Existem quatro tipos principais de carta de atributos:

- a) carta p para fração de não conformes (as amostras podem ser de tamanhos diferentes);
- b) carta np para número de unidades não conformes (as amostras devem ter o mesmo tamanho);
- c) carta c para número de não conformidades (as amostras devem ser do mesmo tamanho);
- d) carta u para número de não conformidades por unidade (as amostras podem ser de tamanhos diferentes).

Apesar da relevância das cartas por atributo, elas não serão discutidas nesta revisão. Dessa forma, sugere-se a leitura do capítulo 13 do livro “Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros”, MONTGOMERY (2009). Também se sugere a leitura complementar do livro “Controle Estatístico de Processos” de Antônio Fernando Branco Costa *et al.* (2005).

Por fim, existem cartas de controle obtidas por Métodos multivariados e Não paramétricos (LIZARELLI *et al.*, 2016), mas elas também não serão abordadas nessa revisão bibliográfica.

5. DESENVOLVIMENTO

O SDRP foi introduzido após as reformas das máquinas de Lingotamento da Aciaria 2 e no início de operação da Máquina 4 na Aciaria 1. Desde então, essas máquinas continuaram a sofrer melhorias e ajustes para aumento de eficiência na detecção de rompimentos de pele. Imbuído nesse objetivo, os próximos itens apresentarão as análises térmicas na região intermediária do molde da máquina de lingotamento para o desenvolvimento de uma ferramenta, complementar e inovadora, de predição de rompimento de pele. Para isso usou-se o software estatístico Minitab® R16.

5.1. Condição Térmica Típica de Operação na Região Intermediária do Molde

Como mencionado, o molde faz uso de duas linhas horizontais de termopares, sendo que em cada linha estão dispostos dois termopares na face estreita e onze termopares na face larga. Para abrir discussão, serão apresentadas as análises de dados térmicos de um termopar que operou em uma corrida de material UBC AA, especificamente para o canal central (21) inferior (L) da face larga posterior (face superior de placa). Na Figura 5.1 é apresentado o sumário estatístico, com o histograma, do nível térmico desse termopar em parte de uma corrida.

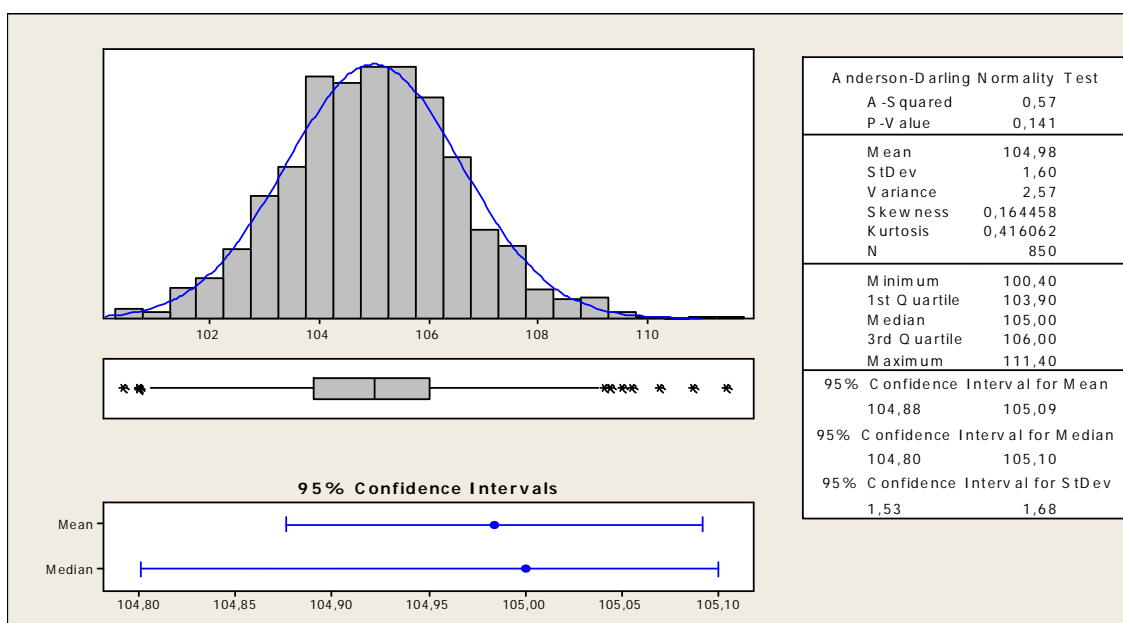


Figura 5.1: Sumário estatístico dos dados térmicos avaliados no termopar LTEMP_21.

No sumário estatístico da Figura 5.1 é sugerido que a distribuição de 850 temperaturas do termopar LTEMP_21 segue normalidade pelo teste de Anderson-Darling. Tal constatação é suportada pelo P-valor de 0,141 que se apresentou na área de aceitação para um nível de significância de 0,05%. Para uma melhor visualização da distribuição dos dados, refinou-se a análise pelo teste de normalidade, que está apresentado na Figura 5.2.

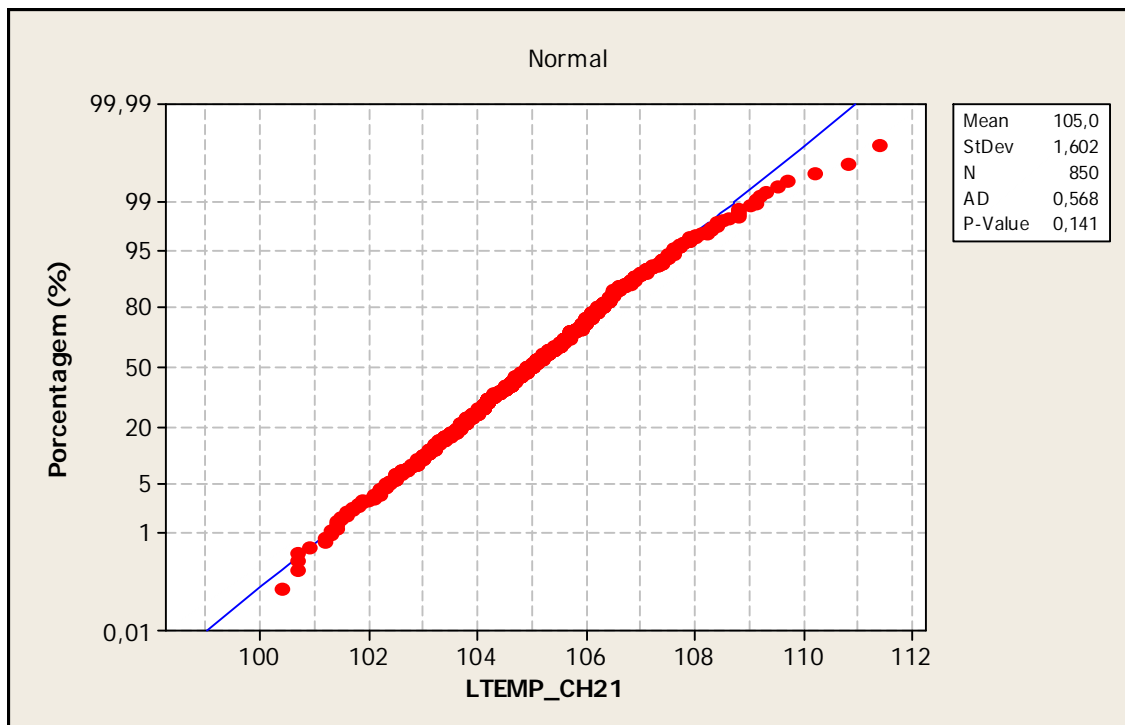


Figura 5.2: Teste de normalidade para os dados térmicos do termopar LTEMP_21.

Como observado pela Figura 5.2, os pontos mais próximos aos extremos da curva (em vermelho) se afastam da linha (azul) de referência de normalidade, mas não o suficiente para comprometer o comportamento de normalidade na distribuição de temperaturas do termopar LTEMP_21.

Na Figura 5.3 é exemplificada, através de *boxes-plots*, a distribuição térmica na linha de termopares inferior de uma face larga, isso para sete canais ativos na respectiva largura de lingotamento desse exemplo.

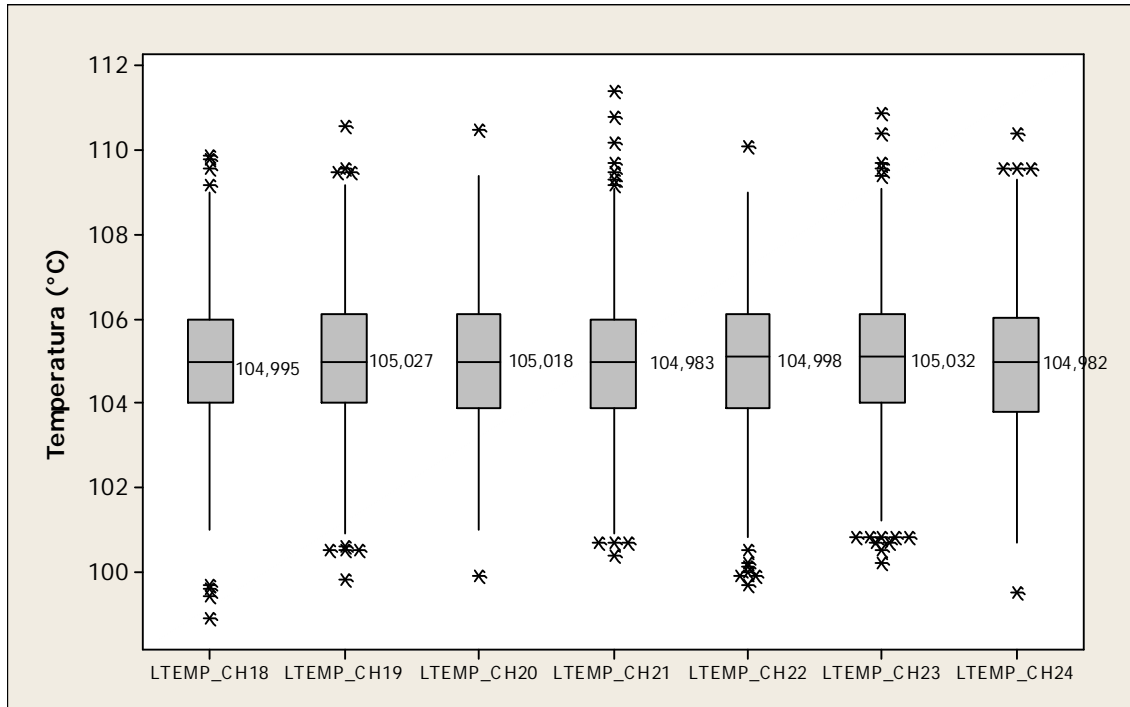


Figura 5.3: *Boxes-plots* da distribuição térmica na linha de termopares inferiores de uma face larga.

Por esses *boxes-plots*, observa-se que os níveis térmicos em cada canal são relativamente próximos. Entretanto a estabilidade desses dados térmicos é sensível a inúmeras variáveis como: a variação de velocidade de lingotamento, o comportamento de oscilação do molde (tempo de estripamento negativo), o tempo de residência do aço no molde, a simetria de escoamento no molde, a regularidade planar e simetria do menisco no molde, o nível de saturação e homogeneidade da escória por alumina, a qualidade da infiltração da escória líquida de pó fluxante, a regularidade de espessura e fases do filme líquido/sólido de escória entre a pele de aço e o molde, a variação natural da temperatura do aço líquido ao longo da corrida (flecha térmica) e por fim, as características físicas do termopar e aspectos particulares de montagem do termopar na placa de cobre (contribuições de resistências térmicas). Para reduzir os pesos de todas essas variáveis no processo decisório, a abordagem da análise por taxa térmica torna-se oportuna. Na Figura 5.4 é avaliada se existe evidência estatística para afirmar que os valores médios térmicos de cada canal são significativamente iguais entre si para um nível de significância (α) de 0,05.

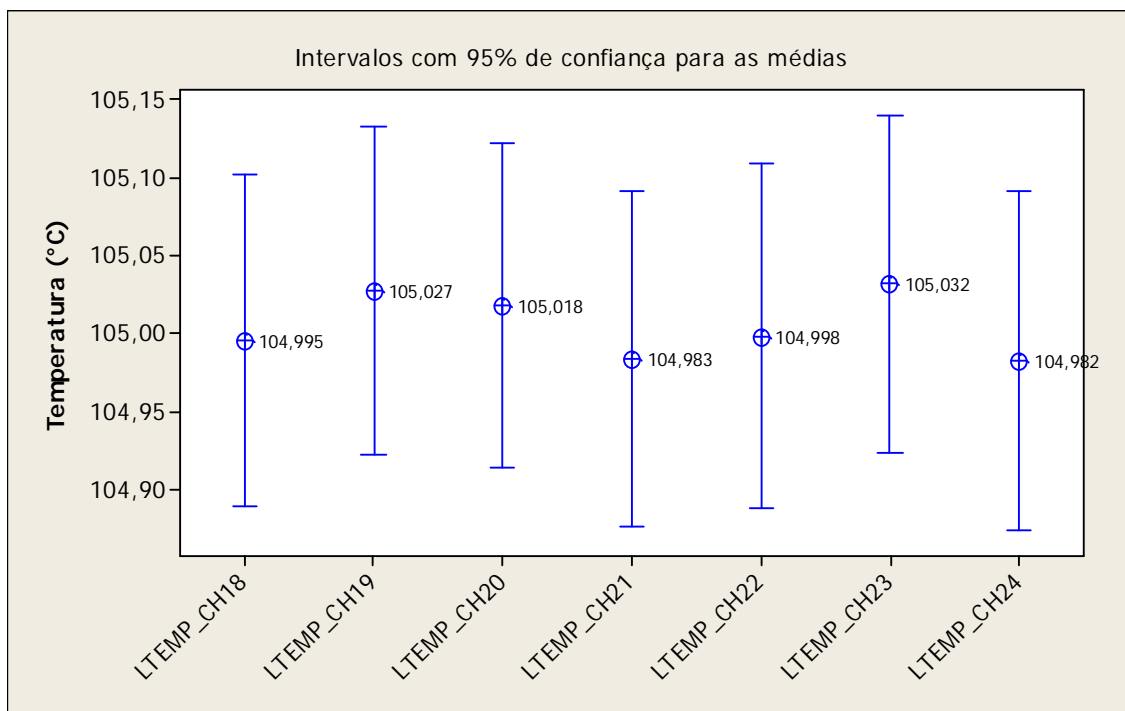


Figura 5.4: Intervalos com 95% de confiança para a distribuição térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga do molde.

Pela técnica de afirmações com intervalos de confiança, as temperaturas não são significativamente diferentes. Entretanto, o mesmo nível térmico médio em cada termopar não é fator de sucesso para a ativação da lógica de severidade, haja vista que essa lógica foi projetada essencialmente para avaliar a variação térmica (derivada) no próprio termopar em análise em um intervalo de tempo de um segundo. Dessa forma, deseja-se idealmente que as variâncias térmicas naturais entre os canais em monitoramento sejam estatisticamente similares para não afetar a tomada de decisão e potencializar alarme falso ou deixar de atuar quando devia. Tal necessidade se deve ao fato do parâmetro de ativação da lógica de severidade ser comum a todos os termopares na linha intermediária do molde.

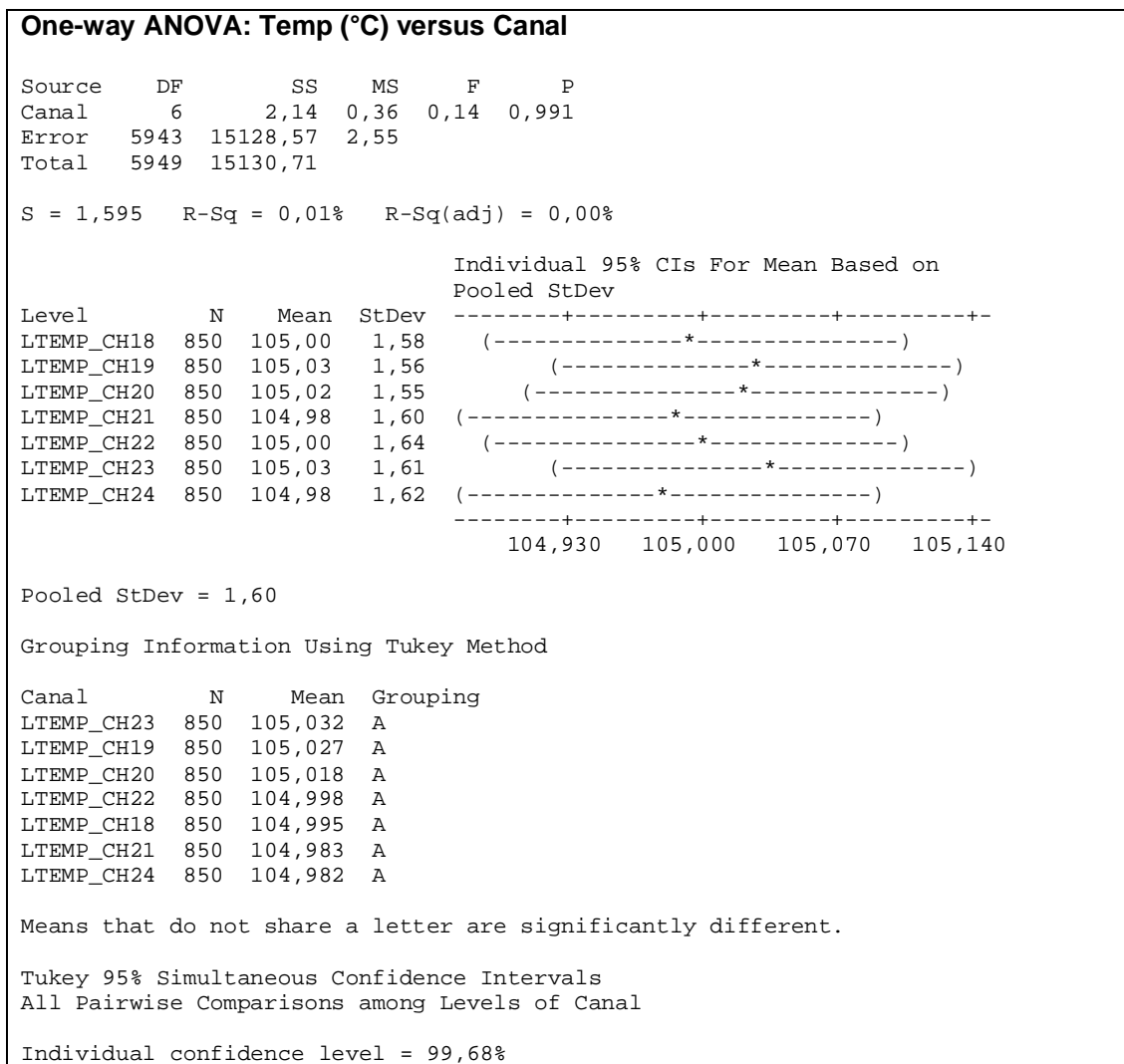


Figura 5.5: Teste de comparação múltipla com intervalos de 95% de confiança para a distribuição térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga.

A análise da ANOVA da Figura 5.5 sustenta a constatação anterior da Figura 5.4 que não existem evidências estatísticas para rejeitar a suposição de igualdade entre as médias de temperaturas de cada canal na linha intermediária do molde.

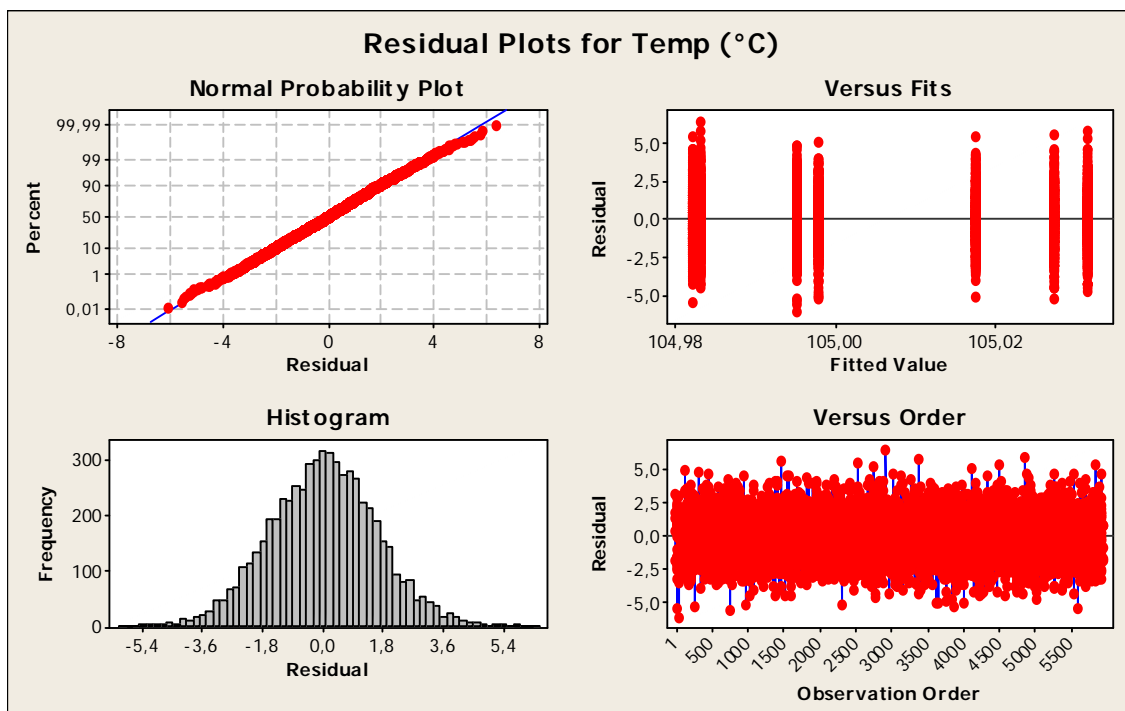


Figura 5.6: Análise dos resíduos para a temperatura na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

Pela disposição dos pontos sobre a reta de tendência a normalidade, não se rejeita a suposição de normalidade dos resíduos. Não foram observados aspectos tendenciosos que contrapõem a suposição de variância constante. A distribuição de frequência dos resíduos se assemelha a uma distribuição normal. A aquisição dos dados segue um padrão aleatório, tornando os dados independentes. Assim sendo, não foi observado padrão regular e nenhum aspecto tendencioso (consciente ou não) na aquisição dos dados.

Como vem sendo apontado ao longo do texto, a abordagem da avaliação térmica pela taxa é mais robusta por reduzir substancialmente as influências de outras variáveis de processo apresentadas na discussão. Doravante será discutido o comportamento dessas taxas relacionadas ao exemplo em desenvolvimento.

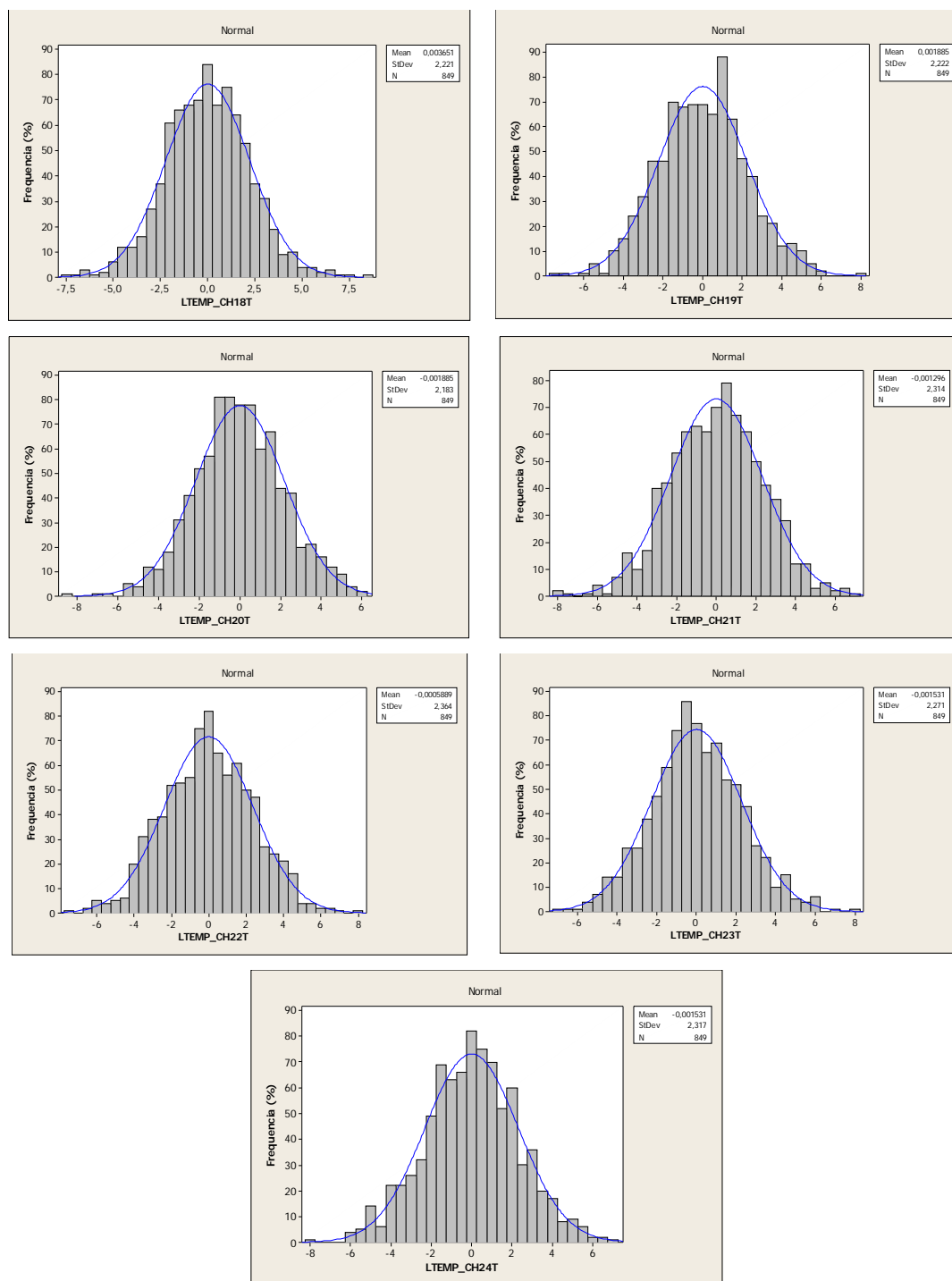


Figura 5.7: Histogramas de frequência para as taxas das temperaturas na linha intermediária dos termopares de uma face larga do molde.

Todos os histogramas da Figura 5.7 apresentam características semelhantes com distribuição na forma de sino, e delineando a curva normal.

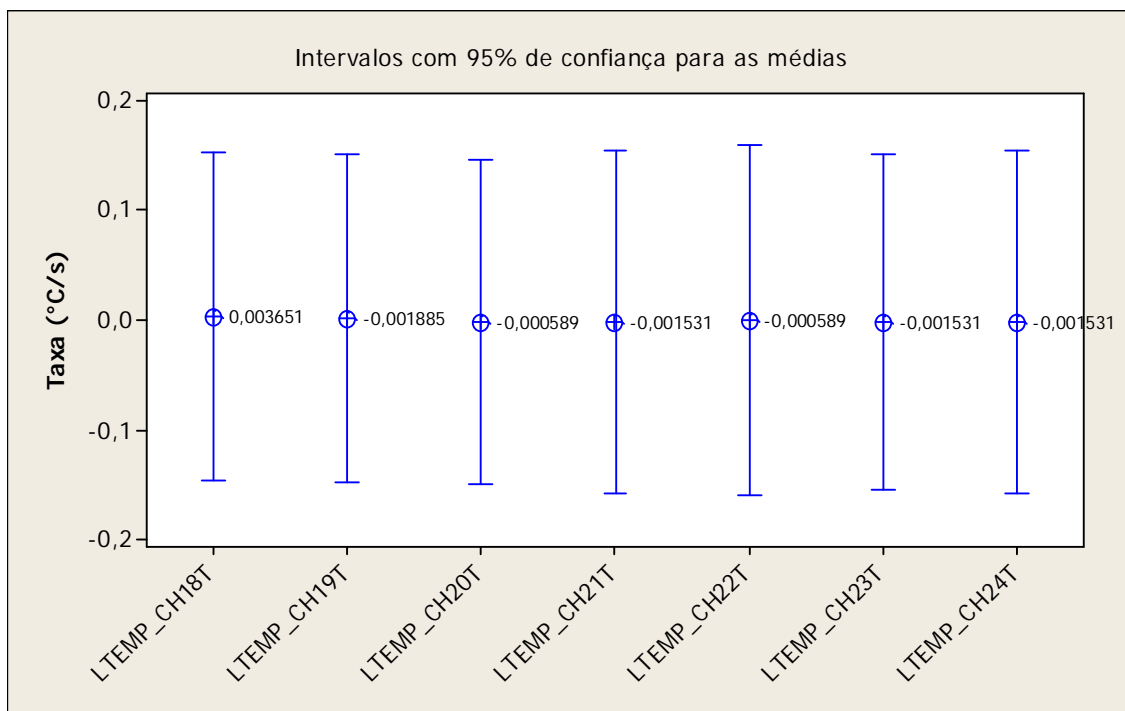


Figura 5.8: Intervalos com 95% de confiança para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga.

Com base na técnica de afirmação com intervalos de confiança, não existe diferença significativa entre as médias das taxas térmicas em cada canal apresentadas na Figura 5.8. Entretanto um teste de comparações múltiplas pode consolidar tal afirmação.

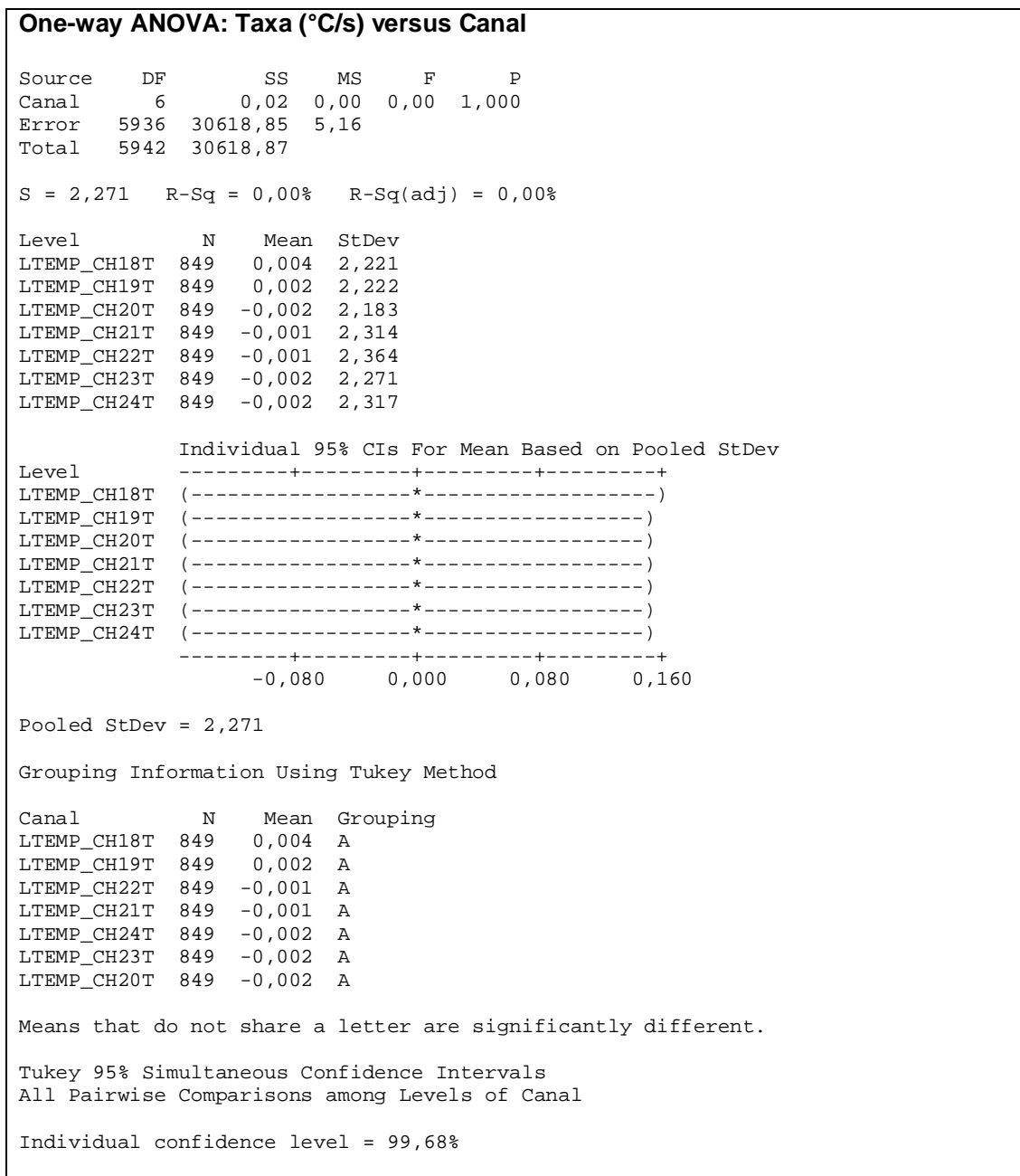


Figura 5.9: Teste de comparações múltiplas com intervalos de 95% de confiança para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

A análise da ANOVA da Figura 5.10 sustenta a constatação anterior da Figura 5.7 que não existem evidências estatísticas para rejeitar a hipótese de igualdade das médias entre as taxas de temperaturas de cada canal na linha intermediária do molde.

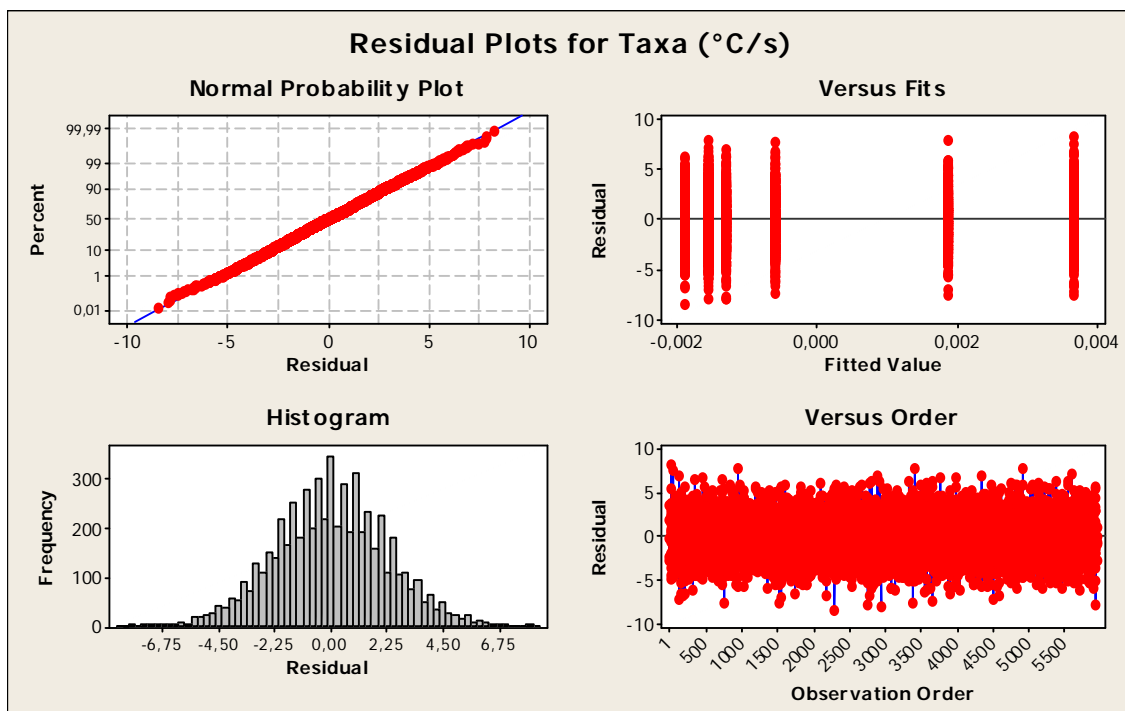


Figura 5.10: Análise dos resíduos para a variação térmica na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

Pela disposição dos pontos sobre a reta de tendência a normalidade, não se rejeita a suposição de normalidade dos resíduos. Não foram observados aspectos tendenciosos que contrapõem a suposição de variância constante. A distribuição de frequência dos resíduos se assemelha a uma distribuição normal. A aquisição dos dados segue um padrão aleatório, tornando os dados independentes. Assim sendo, não foi observado padrão regular e nenhum aspecto tendencioso (consciente ou não) na aquisição dos dados.

Além do valor médio, a variância das variações térmicas na linha de termopares inferior de uma face larga de molde também foi avaliada.

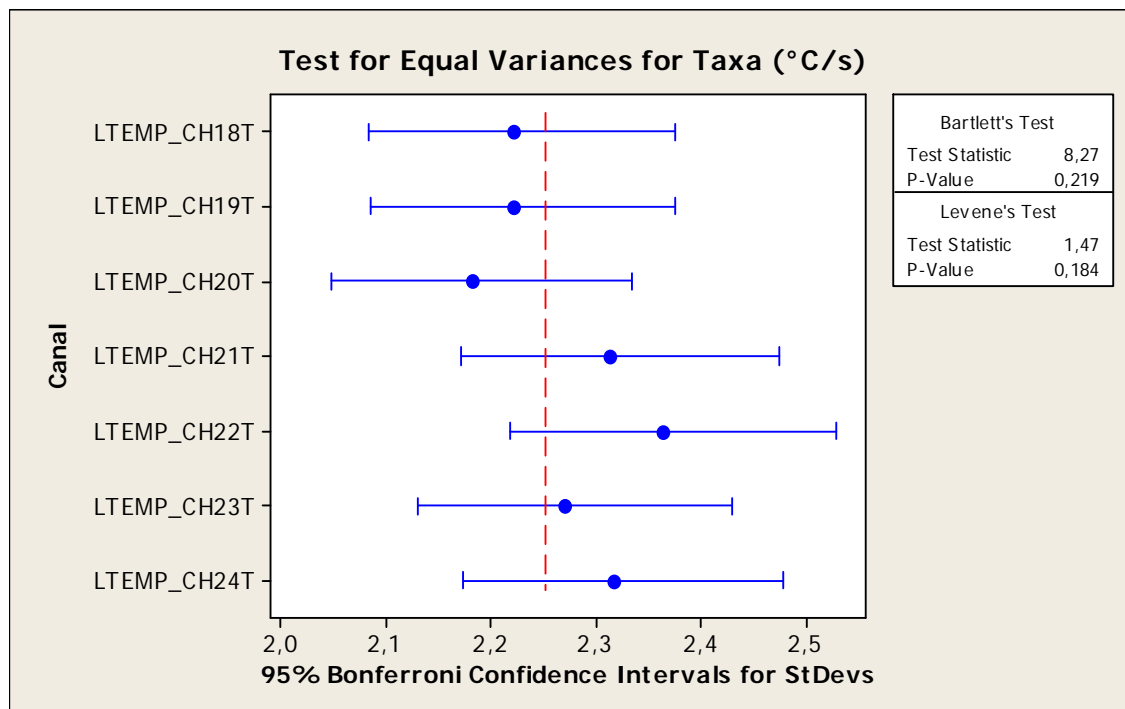


Figura 5.11: Teste de igualdade de variâncias para as distribuições das taxas térmicas na linha intermediária de termopares de uma face larga do molde.

Pela saída de dados na Figura 5.11, existem evidências estatísticas para sustentar que a hipótese de igualdade entre as variâncias foi atendida, haja vista que o resultado do p-valor mostrou-se na região de aceitação por ser maior (21,9%) que o nível de significância (5,0%) usado como critério. Aspecto esse que consolida a aplicação de apenas um critério para a ativação da lógica de severidade.

Deste ponto em diante serão discutidos aspectos sobre a taxa de variação da temperatura, como definido na Tabela IV.2 e abordados nas Figuras 5.6, 5.7 e 5.8. As discussões anteriores são referentes a uma corrida (batelada) de produção para avaliar os pontos fortes e fracos do sistema de medição. Será eleito um canal e um representante de cada família de aço (pelo potencial de ferrita).

5.2. Análise Típica das Taxas Térmicas na Região Intermediária do Molde por Famílias de Aço

Para os próximos pontos em discussão, foram selecionadas corridas (bateladas) sem anormalidade operacional e com velocidade de lingotamento estável. Na Figura 5.12 são apresentados *boxes-plots* das taxas de temperatura por família de aço em conformidade com o critério da Tabela IV.3.

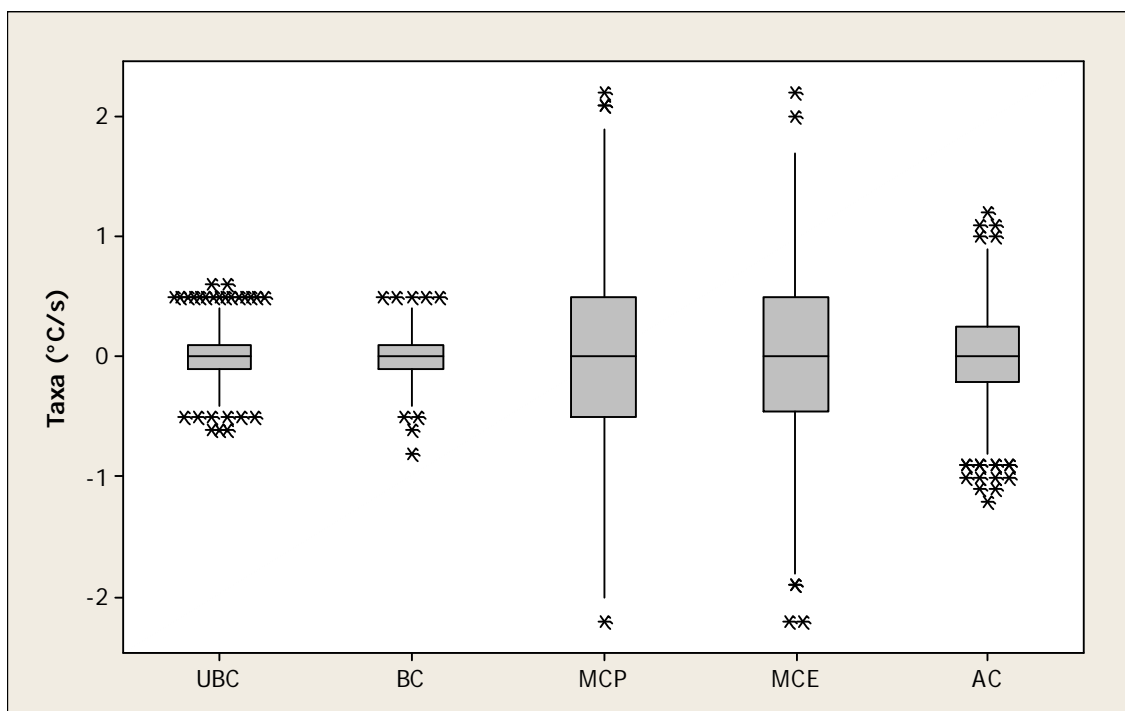


Figura 5.12: Boxe-plots das taxas de temperaturas dos termopares inferiores.

Por essa Figura 5.12 observa-se que cada família apresenta pontos *outliers*, entretanto as taxas avaliadas como típicas não superam o intervalo (-2 a 2)°C/s.

Os representantes das famílias de aços de ultrabaixo carbono (UBC) e baixo carbono (BC) apresentaram as menores dispersões nas taxas de temperaturas na Figura 5.12. Os representantes dos aços médio carbono peritético (MCP) e médio carbono estrutural (MCE) são os que mais se destacam em termos de dispersão das taxas de temperaturas na região intermediária do molde, tendo um destaque especial para o aço médio carbono peritético (MCP), aço esse que tem tendência à depressão devido ao seu potencial de ferrita entre 0,82 a 1,11. O representante da

família de aços alto carbono (AC) apresentou taxas térmicas intermediárias em relação aos demais aços relacionados.

Na Figura 5.13 são apresentados os intervalos com 95% de confiança para as taxas de temperaturas dos termopares na região intermediária do molde.

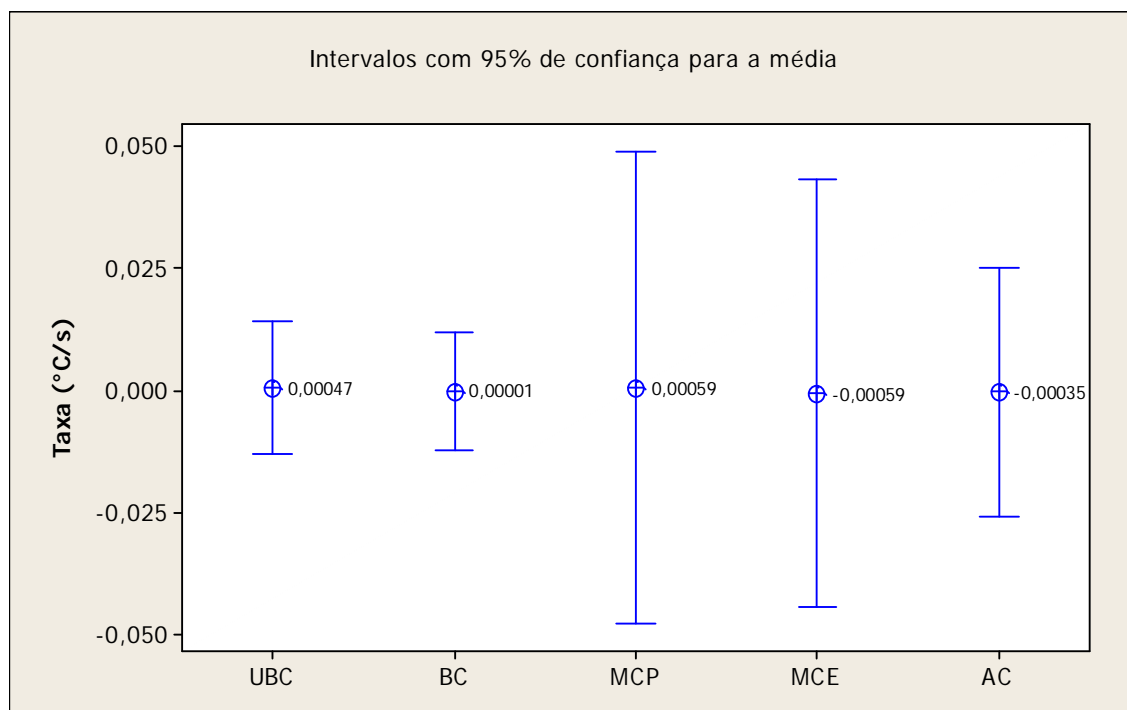


Figura 5.13: Intervalos com 95% de confiança para as taxas de temperaturas dos termopares na região intermediária do molde.

Pela avaliação da Figura 5.13, e com base na técnica de afirmação com intervalos de confiança, não existe diferença significativa entre as médias das taxas térmicas para cada família. Todavia um teste de comparações múltiplas pode consolidar tal constatação.

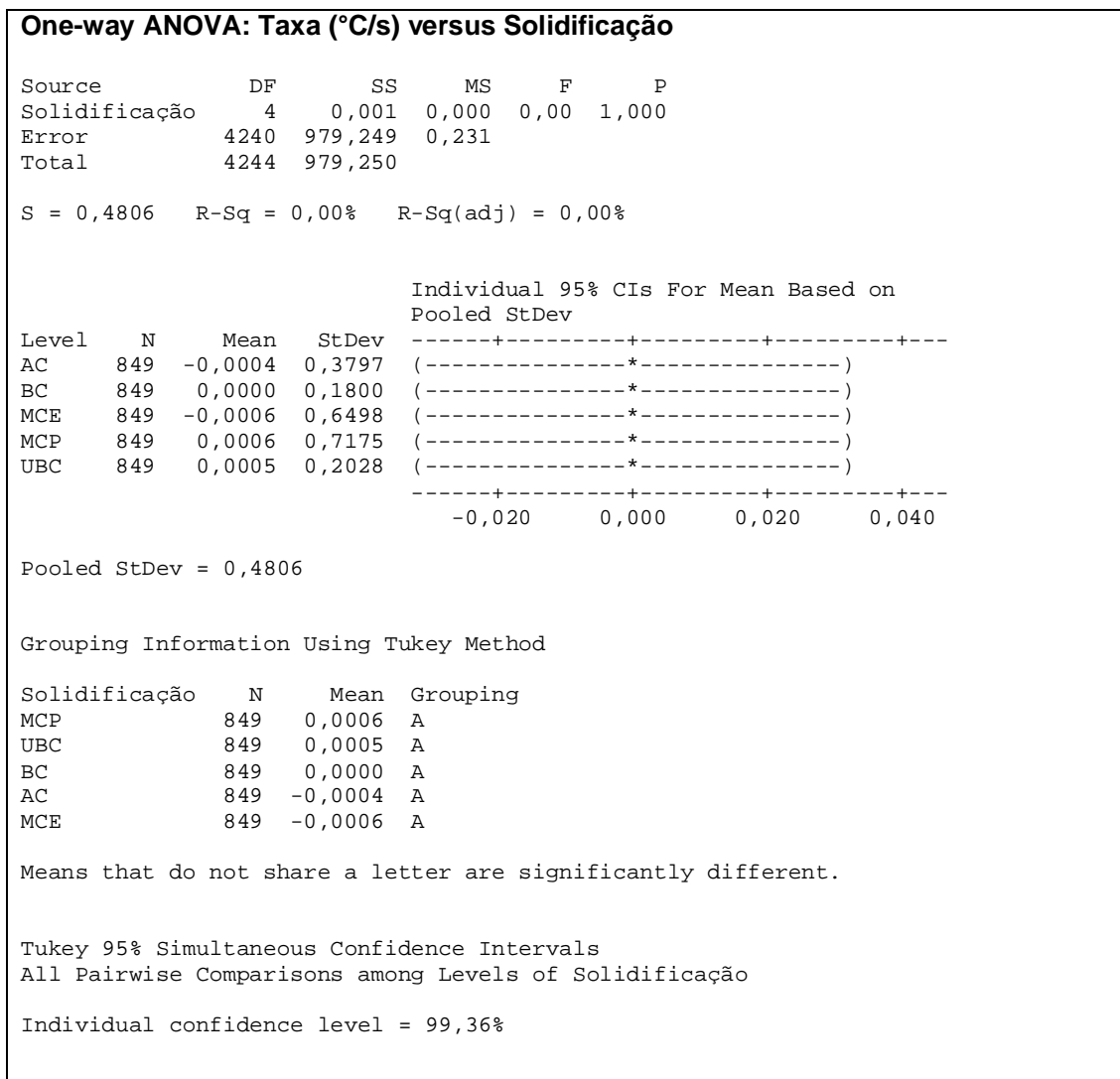


Figura 5.14: Teste de comparações múltiplas com intervalos de 95% de confiança para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

A análise da ANOVA da Figura 5.14 sustenta a afirmação anterior sobre a Figura 5.12 que não existem evidências estatísticas para rejeitar a hipótese de igualdade das médias entre as taxas de temperaturas de cada família de aço na região intermediária do molde.

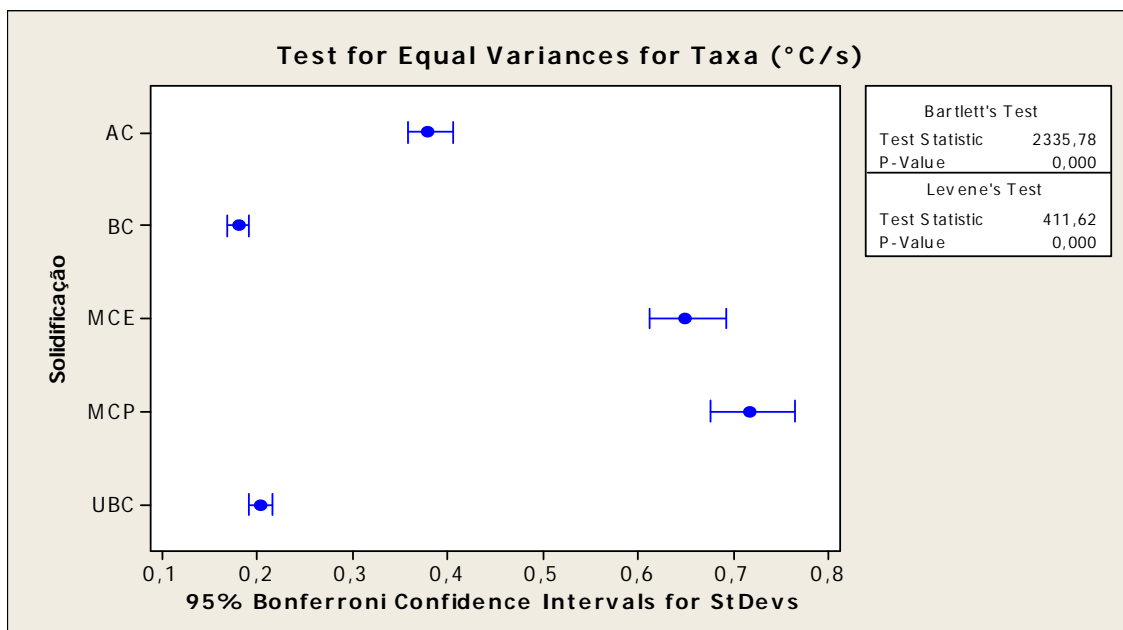


Figura 5.15: Teste de variância com intervalos de confiança para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

Pela saída de dados da Figura 5.15, existem evidências estatísticas para rejeitar a hipótese de igualdade de variâncias entre as taxas térmicas por família, haja vista que o valor do p-valor mostrou-se menor que o nível de significância de 5,0%. Tal constatação também é detalhada na Figura 5.16.

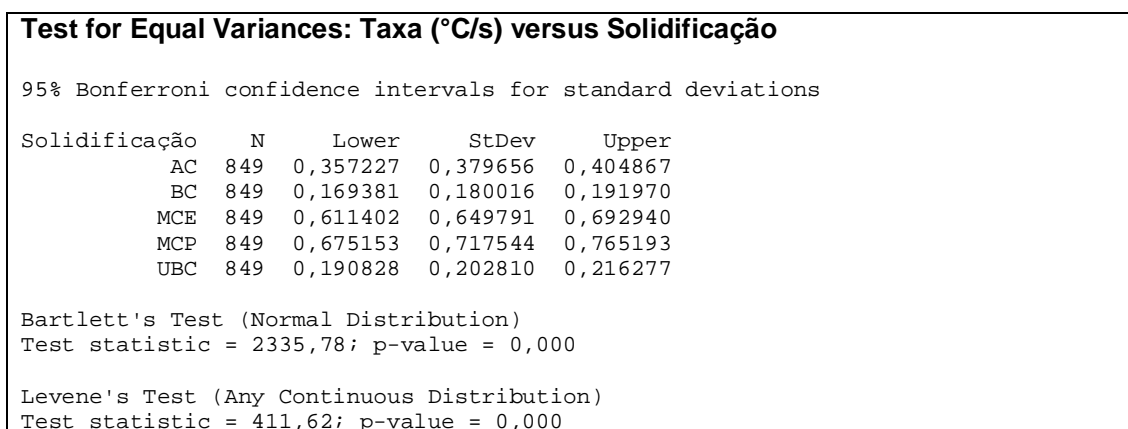


Figura 5.16: Teste de variância para a variação térmica por família de aço na linha intermediária de termopares de uma face larga de molde.

Uma vez estabelecida que a variância da taxa de temperatura para a família dos aços médios carbono peritéticos é a mais relevante, o critério para ativação da lógica de severidade deve ser modelado a partir dessa família a fim de evitar o excesso de

alarmes falsos (Erro II discutido na Tabela III.1) durante o lingotamento desse material e o descrédito da nova lógica.

Deste ponto em diante serão avaliados dados de um rompimento de pele (*breakout*) através do uso de cartas de controle.

5.3. Análise Térmica Atípica na Região Intermediária do Molde

Este tópico versa sobre estudos de caso de rompimentos de pele que não atenderam o critério de colamento do SDRP, mas apresentaram variações térmicas anormais na região intermediária do molde.

5.3.1. Estudo de caso 1

Nas Figuras de 5.17 a 5.19 são apresentados dados térmicos de três canais na região intermediária do molde momentos antes de um *breakout* ocorrido em abril de 2019, de uma corrida com tendência ao agarramento. Cada figura é composta por duas cartas de controle, sendo a carta superior de valores individuais e a carta inferior para a amplitude móvel do respectivo canal em análise. Optou-se pela carta de valores individuais porque cada evento térmico é independente do contexto térmico dos canais adjacentes no instante de aquisição.

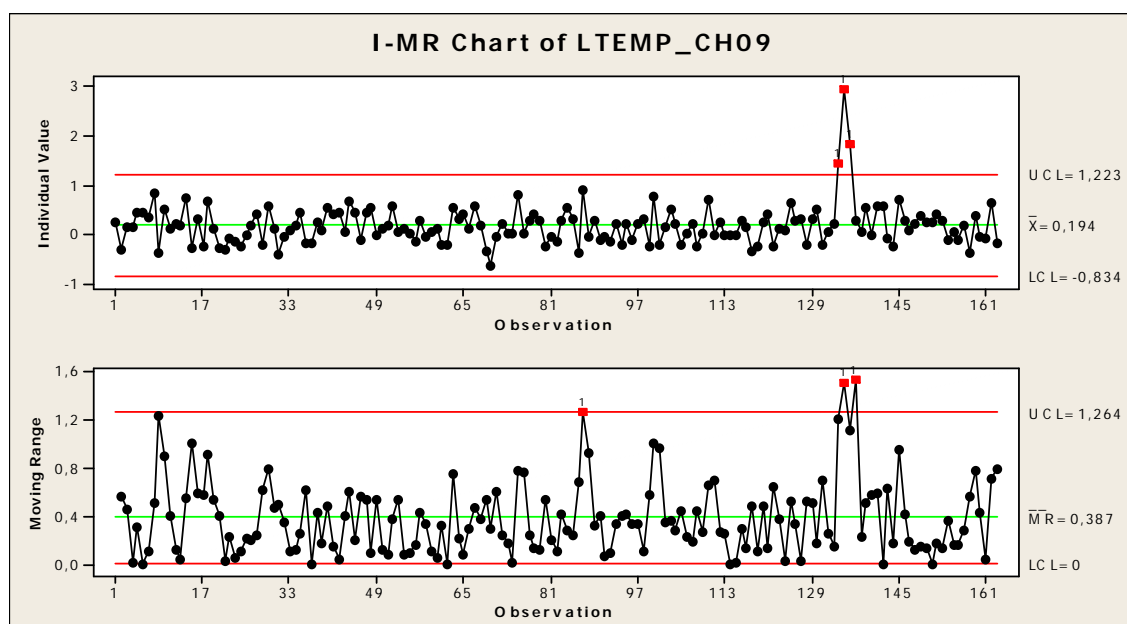


Figura 5.17: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 9 do SDRP.

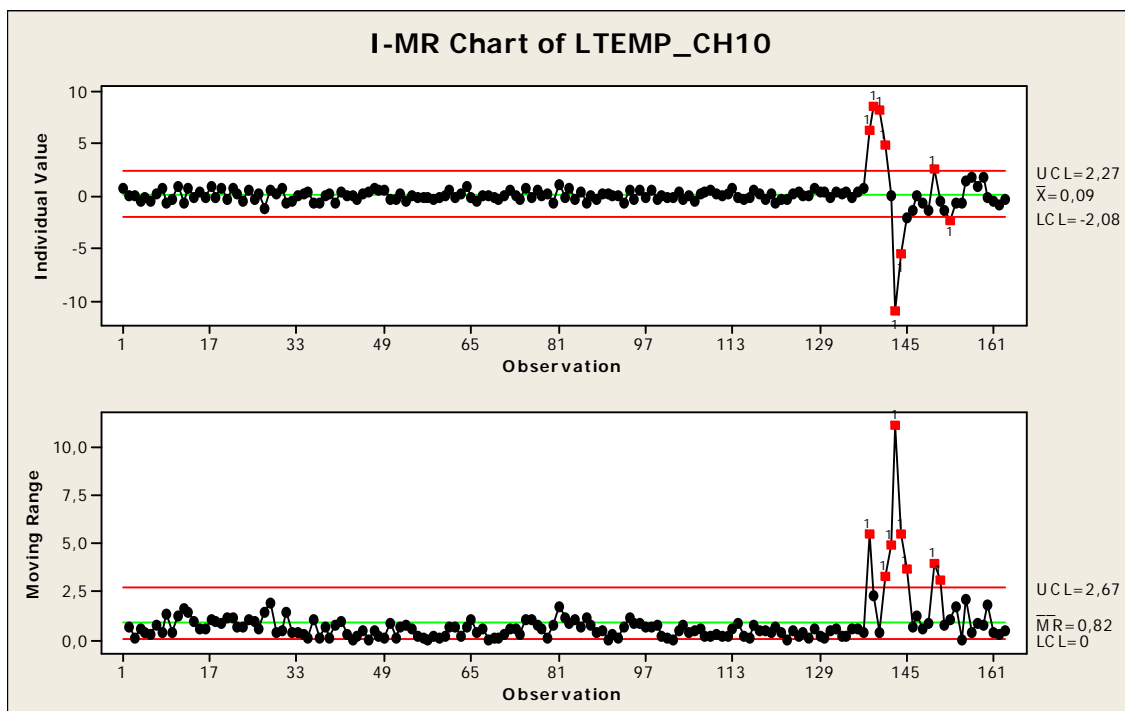


Figura 5.18: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 10 do SDRP.

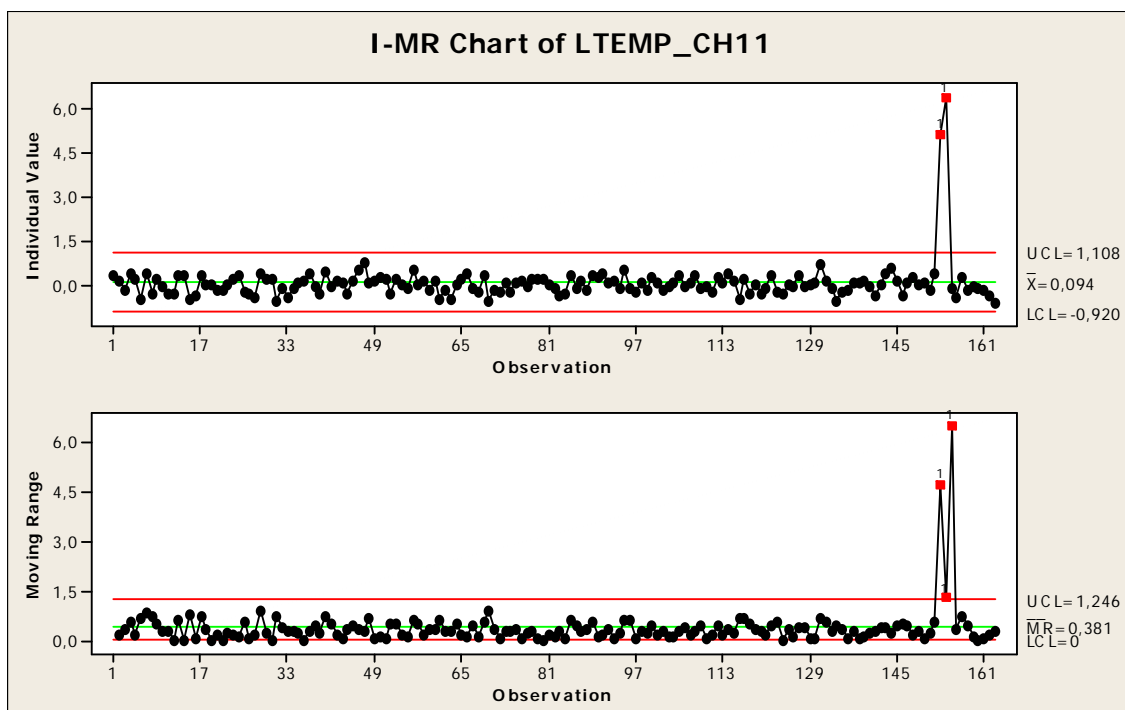


Figura 5.19: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 11 do SDRP.

Todas as Figuras de 5.17 a 5.19 apresentaram pontos fora de controle para a média e para a amplitude, entretanto as distorções térmicas observadas estavam em uma ordem

de grandeza relativamente próxima ao limite de controle superior e com frequência inferior a quatro eventos consecutivos acima do limite de controle, exceto pelo canal 10. Tal canal apresentou um pico de taxa térmica de $8,47^{\circ}\text{C/s}$ para uma previsão de até $2,27^{\circ}\text{C/s}$ pelo limite de controle superior, pico esse que superou 3,73 vezes o limite de controle. Nesse caso, a probabilidade da ocorrência dessa variação térmica é menor que 1ppb (algo em torno de 11,2 desvios-padrão).

Ao inspecionar a face da placa de *breakout* que apresentou o ponto quente que sensibilizou o canal 10, constatou-se que houve a formação de um furo por onde o aço líquido vazou. Esse furo pode ser verificado na Figura 5.20. As regiões vizinhas na placa estavam relativamente íntegras por apresentarem espessuras mínimas de pele capazes de suportar o núcleo líquido. Dessa forma, as demais taxas não representam um risco efetivo para segurança e estabilidade operacional da máquina de lingotamento. Os canais adjacentes (9 e 11) foram perturbados pela transmissão térmica originada na posição do canal 10.



Figura 5.20: Aspecto físico da face da placa que trabalhou com os canais de 05 ao 11 do SDRP.

Na Figura 5.21 é apresentado um resumo térmico de todos os canais ativos segundos antes do *breakout* apresentado na Figura 5.23.

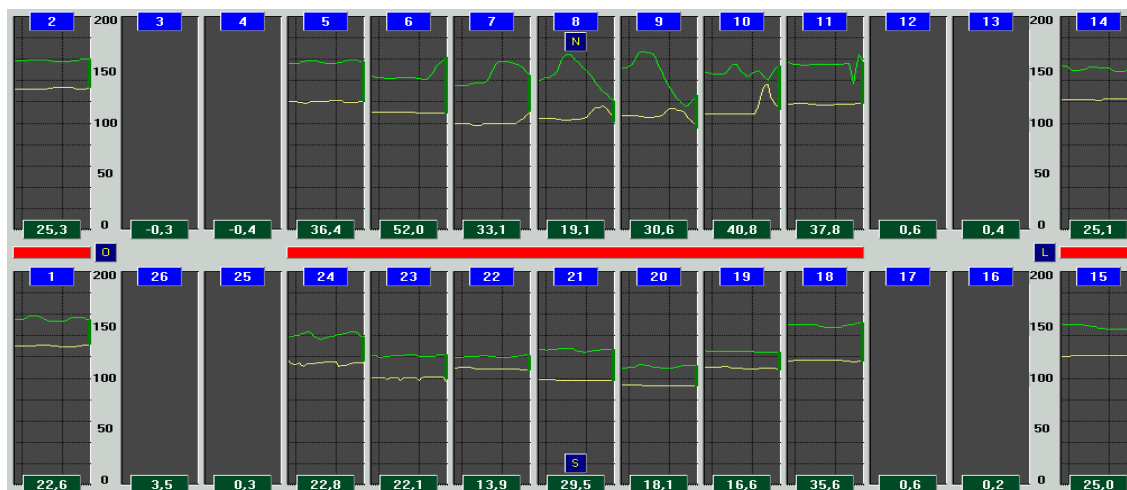


Figura 5.21: Tela do SDRP no momento do *breakout* do estudo de caso 1.

A face oposta ao ponto quente apresentou comportamento operacional dentro da expectativa, mas vale referenciar ao menos um canal ativo. Na Figura 5.22 é ilustrado o comportamento das taxas térmicas no canal 19, canal esse especular ao canal 10.

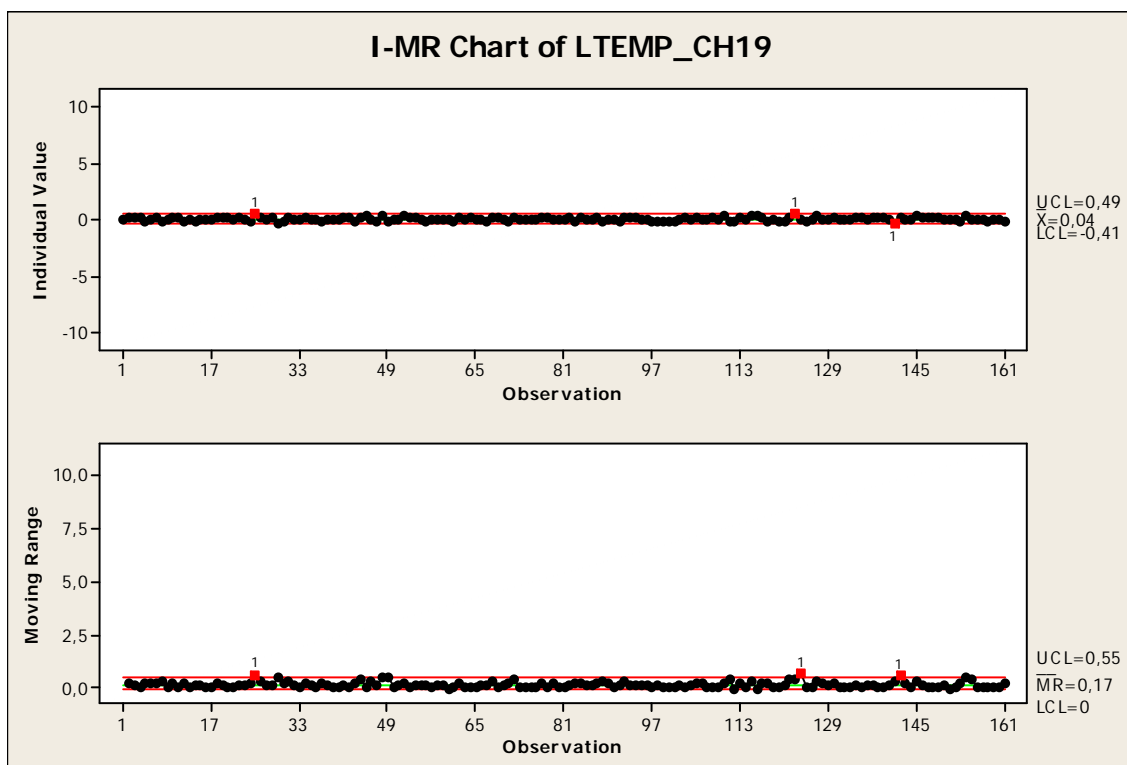


Figura 5.22: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 19 do SDRP.

Na Figura 5.23 é evidenciado o comportamento de acordo com uma distribuição normal para as taxas térmicas apresentadas na Figura 5.22 pela análise do p-valor (0,351) para um nível de significância de 0,05.

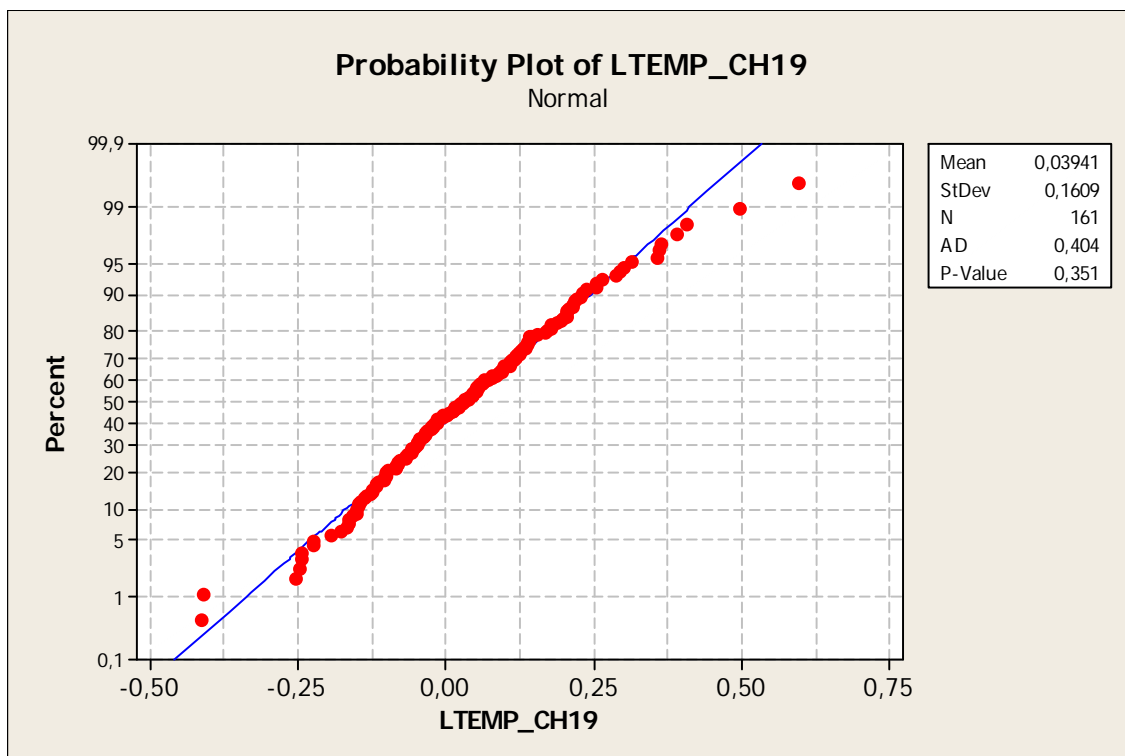


Figura 5.23: Teste de normalidade para as taxas de temperatura do termopar LTEMP_19.

O comportamento térmico dos demais canais ativos da face oposta é similar ao apresentado na Figura 5.22. Assim sendo, torna-se desnecessário apresentá-los nesta discussão. Apesar de existirem pontos fora de controle nas cartas de médias e amplitudes, nenhuma das cartas de médias apresentou variações térmicas com intensidade superior às taxas $\pm 2,0^{\circ}\text{C/s}$ e nem frequência superior a três eventos consecutivos acima do limite de controle superior.

5.3.2. Estudo de caso 2

Na Figura 5.24 são apresentadas as variações térmicas do canal mais relevante de uma corrida com ocorrência de *breakout* de março de 2019, com tendência a depressão.

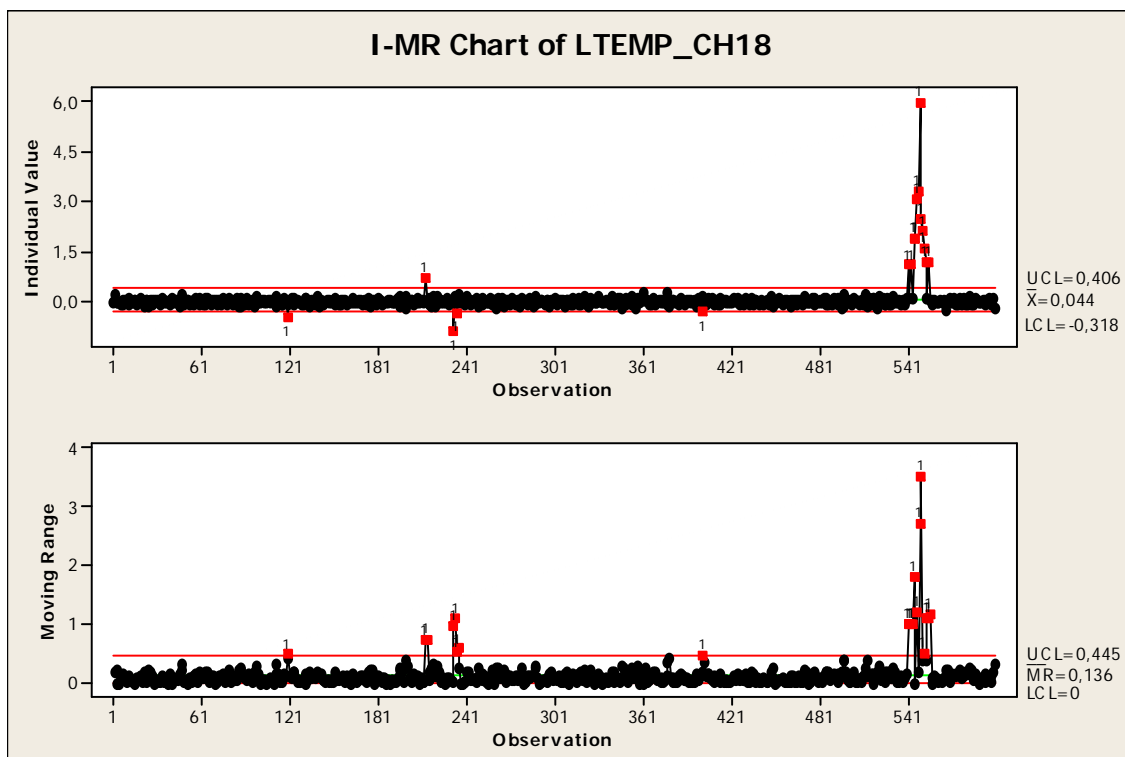


Figura 5.24: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 18 do SDRP.

Na Figura 5.24 são apresentados pontos fora de controle para a média e para a amplitude com pico de distorção térmica na ordem de $6,00^{\circ}\text{C/s}$ para uma previsão $0,406^{\circ}\text{C/s}$ pelo limite de controle superior, o que representa 14,77 vezes em relação a esse limite de controle superior. Nesse caso, a probabilidade da ocorrência dessa variação térmica é menor que 1ppb (algo em torno de 44,3 desvios-padrão).

A face oposta ao ponto quente apresentou comportamento térmico dentro da expectativa, mas é pertinente citar ao menos um canal ativo. Na Figura 5.25 é ilustrado o comportamento das taxas térmicas no canal 11, canal esse especular ao canal 18. Na sequência, o teste de normalidade é apresentado na Figura 5.26.

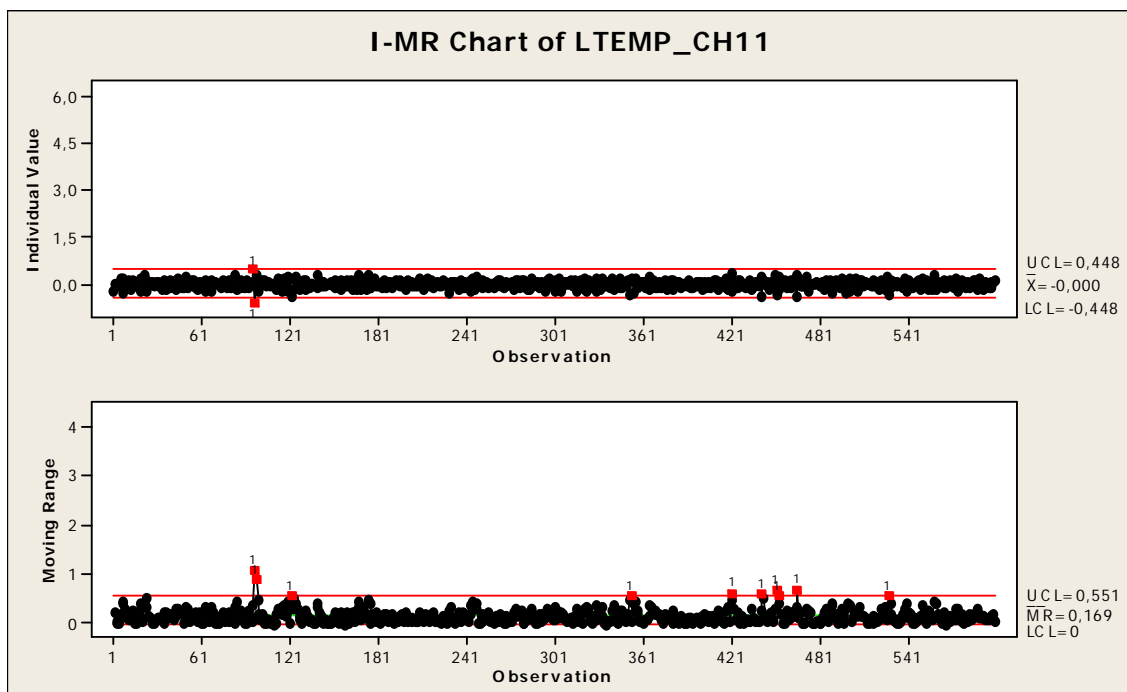


Figura 5.25: Cartas de controle para valores individuais e da amplitude móvel para o canal 11 do SDRP.

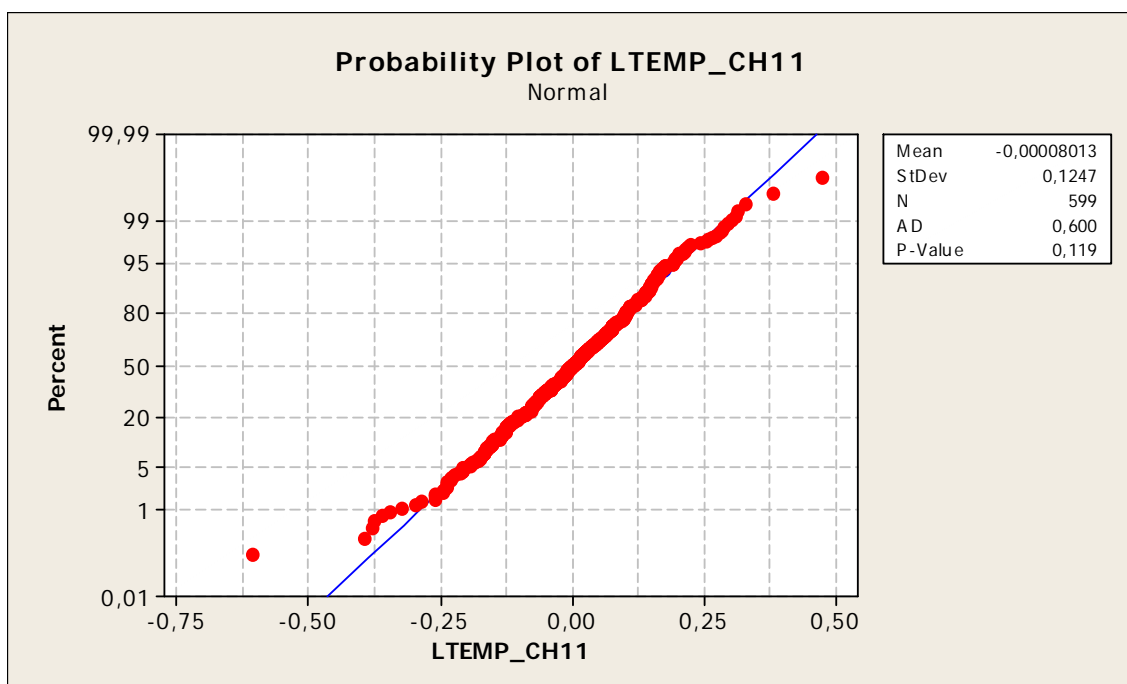


Figura 5.26: Teste de normalidade para as taxas de temperatura do termopar LTEMP_11.

Por essa Figura 5.26 é evidenciado o comportamento normal para as taxas térmicas apresentadas na Figura 5.25 pela análise do p-valor (0,119) para um nível de significância de 0,05.

Na Figura 5.27 é ilustrada a sucata de placa após o *breakout*, evidenciando a face que gerou as distorções térmicas apresentadas pelo canal 18 na Figura 5.24.



Figura 5.27: Aspecto físico da face da placa que gerou as taxas térmicas no canal 18 no SDRP.

Com base em acompanhamento de placas com potencial *breakout* pelo SDRP e da avaliação de *breakouts* efetivados, como dos estudos de casos anteriores, somente em casos de variações térmicas acima do limite de controle e com frequência superior a três eventos consecutivos faz-se necessário reduzir a velocidade de lingotamento para uma janela segura.

5.4. Critério para Disparo da Lógica de Severidade

São inúmeras as proposições para a solução desse problema, entretanto, com base na argumentação anterior, propõe-se inicialmente uma lógica que monitore e registre as taxas térmicas na região intermediária do molde, ao longo de um intervalo de tempo específico. Esses dados serão avaliados dinamicamente por uma carta de controle de valores individuais, canal a canal e de forma independente. Quando o valor da taxa térmica superar o limite de controle superior da carta de médias por um número mínimo de eventos consecutivos, o sistema deverá reduzir a velocidade de lingotamento para uma condição segura.

A janela de tempo para a ativação deve ser dimensionada tendo como premissa básica a garantia da permanência do ponto quente dentro do molde de lingotamento. Dessa

forma, entra no dimensionamento dessa janela o tempo de reação total (t_{RT}) do sistema (tempo entre a última leitura do critério de ativação até a conclusão da redução da velocidade de lingotamento para a condição segura), a velocidade de lingotamento (V_L) no momento da anormalidade térmica e a distância entre a posição do termopar na região intermediária do molde até a saída do molde (d_{i-s}).

Inicialmente propõe-se pelo menos 80mm de distância mínima (d_{min}) para manter o ponto quente dentro do molde após a efetivação da velocidade segura. Como referência de cálculo do tempo de estanqueidade a partir da velocidade de lingotamento ($V_L = d/t$), o tempo (t) pode ser avaliado por $t = d/V_L$, assumindo valores como $V_L = 1,30\text{m/min}$ e $d_{i-s} = 0,43\text{m}$, tem então que o tempo total (t_{total}) disponível é de $t_{total} = 20\text{s}$ entre um ponto quente passar na região intermediária do molde até sair dele, entretanto deve-se subtrair desse valor o tempo da janela de ativação (t_{ativa}) em uso (por exemplo: $t_{ativa} = 4\text{s}$) e o tempo de reação (t_R) do sistema (por exemplo: $t_R = 9\text{s}$). À vista disso, tem-se que o tempo de residência (t_{res}) disponível para o ponto quente permanecer dentro do molde é de $t_{res} = 7\text{s}$ após o atendimento do critério para o acionamento do alarme e reação para a redução da velocidade de lingotamento. Assumindo a velocidade máxima de especificação de $V_L^{MAX} = 1,30\text{m/min}$ para espessura de molde 252mm, isso representa aproximadamente $d = 150\text{mm}$ de distância útil dentro do molde para manter a contenção do ponto quente, mas agora para uma velocidade de lingotamento reduzida para $V_L^{SDRP} = 0,10\text{m/min}$, que resulta em $t = 90\text{s}$ para estancar o vazamento. Para as mesmas condições de contorno anteriores referentes ao critério para o acionamento do alarme e reação para a redução da velocidade de lingotamento, mas agora assumindo espessura de molde de 200mm com velocidade de lingotamento máxima de $V_L^{MAX} = 1,60\text{m/min}$, o ponto quente, ao ter os critérios atendidos, quando a velocidade fosse corrigida para $V_L^{SDRP} = 0,10\text{m/min}$, ainda faltaria $d = 85\text{mm}$ para a saída do molde, que resulta em $t = 51\text{s}$ para o caldeamento da fissura. Apesar de o último tempo estar próximo do limite mínimo, na prática as máquinas de lingotamento operam abaixo da velocidade máxima teórica de especificação.

Como a lógica prevê pontos sequenciais fora do limite de controle superior (LCS), como exposto na discussão da Figura 4.6, a probabilidade de um ponto estar acima do LCS é de pelo menos $P_1 = 0,00135$. Sendo assim, a probabilidade mínima de n eventos consecutivos estarem acima de LCS será de $P_n = (0,00135)^n$. A título de exemplo, se a parametrização for de 4 eventos consecutivos, a probabilidade de ocorrência de um

alarme será de $P_4 = 3,32 \times 10^{-12}$. Dessa forma, a janela de tempo para a ativação da lógica de predição de rompimento de pele tem influência tanto no sucesso para garantir o ponto quente dentro do molde, quanto se a lógica será ou não ativada. Por esse motivo ela deve ser bem avaliada para balancear as falhas abordadas na Tabela III.1.

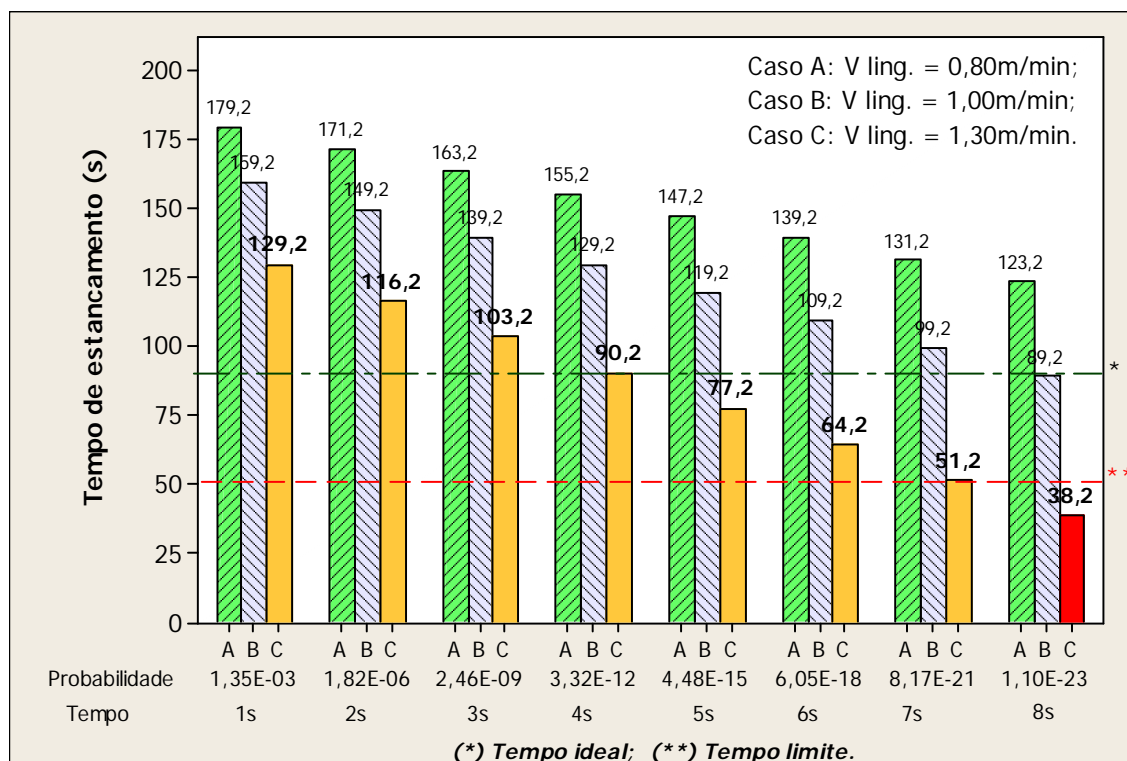
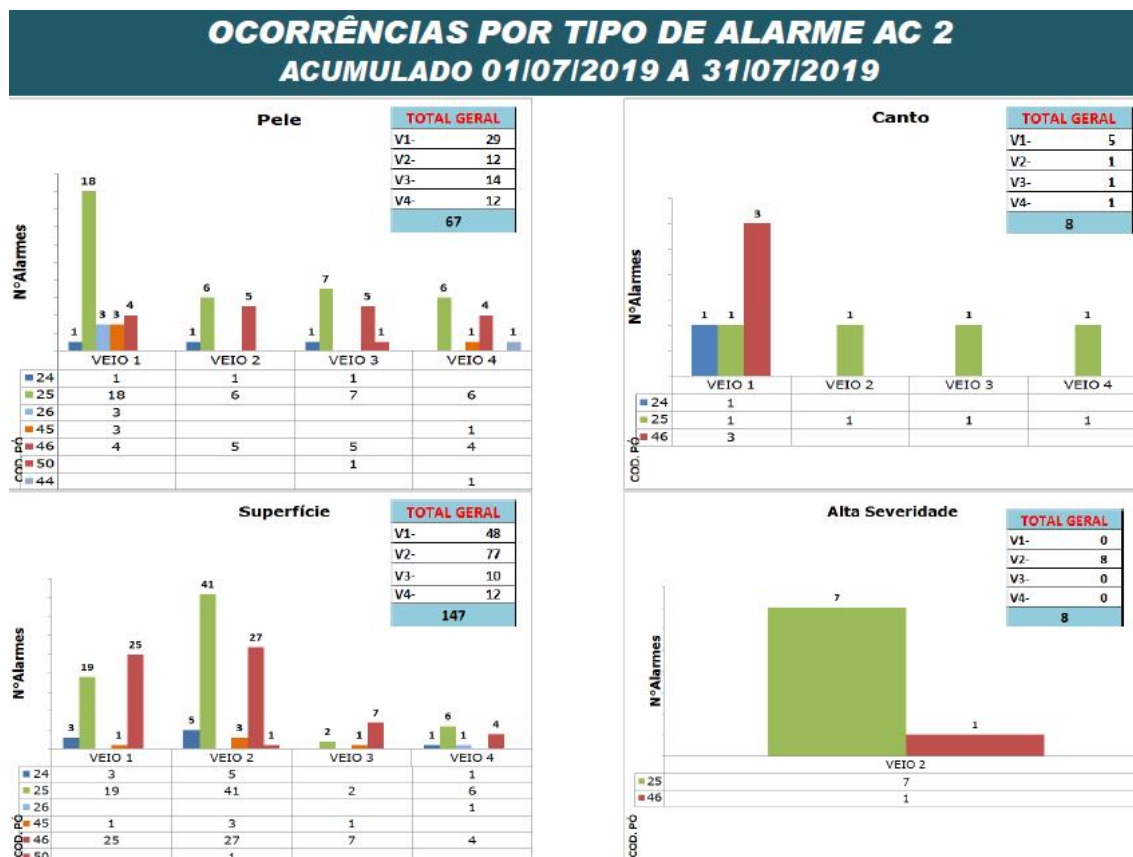


Figura 5.28: Relação entre tempo de estancamento e a probabilidade de ativação resultante da janela de tempo escolhida como parâmetro de ativação para três velocidades de lingotamento (Casos: A, B e C).

Por fim, na Figura 5.28 são resumidos tempos efetivos para estancar o vazamento de aço no molde pela ação do SDRP para três velocidades de lingotamento onde também estão relacionadas às probabilidades do SDRP atuar assumindo janelas específicas de tempos. Dentre os tempos apontados, somente o tempo de 8s não atende a necessidade mínima de segurança do sistema e a probabilidade dele atuar torna-se questionável. Se o critério fosse 1s, estima-se uma ocorrência de alarme a cada 12 minutos, e se fossem 2s, um alarme a cada 6 dias e 8 horas, e assim por diante. Assim, a janela de trabalho mais interessante está entre 3 e 7 segundos, sendo que a definição desse parâmetro de processo é particular para cada empresa em virtude do contexto tecnológico, tipo de produto e modo de operação.

5.5. Registro Prático de Frequência de Disparo

Julho de 2019 foi o primeiro mês em que todas as máquinas de lingotamento da Usiminas Ipatinga estavam operado com a nova lógica de detecção de rompimento de pele abordada neste trabalho. Na Figura 5.29 é apresentado um resumo da frequência de acionamento de todas as lógicas do SDRP para 4 veios no mês de Julho de 2019.



Nota: A numeração extra na estratificação dos alarmes é referente ao tipo de pó fluxante aplicado.

Figura 5.29: Frequência de alarmes do SDRP para 4 veios no mês de Julho de 2019.

Em linhas gerais, na Figura 5.28 é informado que no período de 31 dias houve 147 alarmes de superfície, 67 alarmes de colamento (pele), 8 alarmes de penetração/canto e 8 alarmes da nova lógica, e isso para 4 veios em operação com um índice de funcionamento médio de 57,0%. Tal frequência, para o alarme de severidade, está em acordo com a probabilidade estipulada para a janela de tempo dimensionada para ativação e alinhada com os dois estudos de casos abordados (nos itens 5.3.1 e 5.3.2). Assim sendo, fica consolidada a baixa frequência de ativação da lógica de severidade em relação às demais lógicas do SDRP, mas tendo como premissa a estabilidade operacional e parametrização fundamentada em ocorrências reais. Essa

última constatação reforça a premissa que as lógicas são independentes uma em relação à outra e em relação ao tempo. Dessa forma, eventos consecutivos em um curto espaço de tempo são possíveis desde que os critérios térmicos mínimos na região intermediária do molde sejam atendidos. Assim, se uma corrida tiver uma característica especial onde esse aspecto a retire da estabilidade operacional, o SDRP alarmará consecutivamente em um curto espaço de tempo, podendo até gerar retorno de aço ao convertedor por temperatura baixa (mas o *breakout* não se efetivará). Então, em caso extremo como esse último, troca-se um *breakout* por uma interrupção de série e/ou de veio, que em termos de impacto financeiro para uma aciaria tornam-se um custo marginal em vista a gravidade de um *breakout*, e por outra perspectiva, se torna irrelevante quando se garante a segurança das pessoas envolvidas no processo produtivo.

Com base em todos os pontos argumentados durante a anomalia térmica, pode-se estabelecer um *slogan* para a lógica de severidade do SDRP das máquinas de lingotamento da Usiminas de Ipatinga: "*Não rompe, mas também não lingota!*", e isso se a estabilidade térmica não for resgatada na região intermediária do molde. Por fim, o sistema não é invulnerável, por esse motivo, no item 7, sobre trabalhos futuros, são mencionadas outras oportunidades que tornarão o SDRP cada vez mais confiável e robusto.

6. CONCLUSÃO

Pelo presente trabalho é possível concluir que:

- Não existem evidências estatísticas para rejeitar a igualdade das médias entre as temperaturas individuais de cada canal na linha intermediária do molde, com nível de significância de 5%. Entretanto são inúmeras as variáveis que afetam a estabilidade térmica dessa região e o valor do nível térmico nessa região não é fator de sucesso para a ativação da lógica de severidade;
- Quando avaliadas as taxas em cada canal na linha intermediária do molde, não existem evidências estatísticas para rejeitar hipótese de igualdade das médias entre as taxas de temperaturas com nível de significância de 5%;
- Existem evidências estatísticas para sustentar que a hipótese de igualdade para as variâncias não foi atendida, com nível de significância de 5%;
- Quanto às taxas térmicas de cada família, todas apresentam pontos *outliers*, entretanto as taxas avaliadas como típicas não superam o intervalo $\pm 2,0^{\circ}\text{C/s}$, sendo que os aços médio carbono peritético possuem as variações mais expressivas por terem tendência à depressão dentro do molde;
- Existem evidências estatísticas para rejeitar a hipótese de igualdade de variâncias entre as taxas térmicas por família de aço, com nível de significância de 5,0%. Isso devido às diferentes formas de solidificação dos aços que culminam na tendência ao agarramento ou à depressão dentro do molde;
- Através do uso de carta de controle das médias para valores individuais foi possível identificar um pico térmico atípico em relação aos padrões anteriores discutidos em corrida que tiveram *breakout* (rompimento de pele). Tais eventos mostram-se com probabilidade quase nula, sendo o primeiro *breakout* com um ponto quente a 11,2 desvios-padrão, e o segundo, a 44,3 desvios-padrão, ambos em relação ao valor da linha média;

- Por fim, propõe-se a lógica de predição de rompimento de pele por severidade para monitorar as taxas térmicas na região intermediária do molde, ao longo de um intervalo de tempo determinado, pelo uso de carta de controle para valores individuais, canal a canal e de forma independente. Quando a taxa térmica superar o critério de ativação parametrizada e atender uma sequência de eventos consecutivos, o sistema reduzirá a velocidade de lingotamento para uma condição segura.

7. TRABALHOS FUTUROS

Desenvolvimento de novas lógicas do SDRP para predição de:

- Perda de conicidade;
- Baixo fluxo de calor;
- Superaquecimento;
- Falha de oscilação;
- Transbordamento.

Em particular, a lógica de baixo fluxo de calor (MW/m^2) no molde fará uso de soluções lineares para avaliar dinamicamente o coeficiente de inclinação da reta (pelo método de quadrados mínimos), e acionar o alarme do SDRP para taxas de extração de calor no molde incompatíveis com a velocidade de lingotamento.

Todas essas lógicas serão oportunidades para eliminar lacunas no atual SDRP das Máquinas de Lingotamento das Aciarias de Ipatinga.

8. BIBLIOGRAFIA

BARBOSA, F. A. **Modelamento matemático e físico do escoamento do aço líquido em diferentes projetos de distribuidor do processo de lingotamento contínuo da USIMINAS**. Belo Horizonte: Escola de Engenharia da UFMG, Julho de 2002. (Dissertação, Mestrado em Engenharia Metalúrgica e de Minas).

BORBA, D. L. S.; CAMINHAS W. M.; RESENDE, F. M. A.; MARÇAL, G. H. R.; RODRIGUES, F. D. **Detecção de falhas no processo de lingotamento contínuo utilizando máquina de aprendizado e autômato finito**. X SABI – Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, São João del-Rei. Set. 2011; p. 839-844.

COSTA; A. F. B, EPPRECHT; E. K, CARPINETTI, L. C. R. **Controle estatístico de qualidade**. 1ª ed. São Paulo: Atlas, 2005. ISBN-10: 8522441561, ISBN-13: 978-8522441563.

EMLING, W. H. Breakout Prevention. In: CRAMB, A. W. **The making, shaping and treating of steel: casting volume**. The AISE Steel Foundation, Pittsburgh, Warrendale, PA, Cap. 19. 2003. p. 9-15.

GUIMARÃES, R. C.; CABRAL, J. S. **Estatística**. 2ª ed. McGraw-Hill Cap.4, 2007. ISBN: 978-84-481-5589-6.

KUME, H. **Métodos Estatísticos para Melhoria da Qualidade**. Ed. Gente. São Paulo, SP, Brasil. 1993.

LIZARELLI, F. L.; BESSI, N. C.; OPRIME, P. C.; AMARAL, R. M.; CHAKRABORTI, S. **A bibliometric analysis of 50 years of worldwide research on statistical process control**. Gestão de Produção, São Carlos , v. 23, n. 4, dez. 2016. p. 853-870.

MACHADO, M. L. P.; SOBRINHO, V. P. F. M. AND ARRIVABENE, L. F. **Siderurgia para não Siderurgistas**, CEFET-ES, Vitória, ES, Brasil. 2003.

MENDONÇA, A. F. G., REIS, R. F., MARÇAL, G. H. R. **Ajuste da lógica de canto do sistema de detecção de rompimento de pele nas máquinas de lingotamento contínuo das aciarias da Usiminas.** In: 49º Seminário de Aciaria, Fundição e Metalurgia de Não-Ferrosos, ABM, São Paulo, 2018. p.644-655. ISSN: 2594-5300, DOI 10.5151/1982-9345-31866.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros.** 4ª ed. Rio de Janeiro: LTC - Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda., Cap. 7 e 13, 2009. 141-2; 306-16p. ISBN: 978-85-216-1664-1.

RIBEIRO, J. L. D.; CATEN, C. S. T. **Controle Estatístico do Processo: Cartas de Controle para Variáveis, Cartas de Controle para Atributos, Função de Perda Quadrática, Análise de Sistemas de Medição.** Porto Alegre: Escola de Engenharia da UFRGS, Cap. 1 e 2. 2012. p. 5-79 (Série monográfica Qualidade do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção) ISBN: 85-88085-10-0.

RIZZO, E. **Lingotamento contínuo – Equipamento e instalações.** Usiminas, Ipatinga, MG, Brasil. 2015. p. 78.

TRIOLA, M. F. **Introdução à estatística.** 7ª ed. Rio de Janeiro: LTC - Livros Técnicos e Científicos Editora S. A., Cap. 6 e 7, 1999. 144-48; 171-84p. ISBN: 85-216-1154-4.

WOLF, M. M. Estimation method of crack susceptibility for new steel grades. **In: European Conference on Continuous Casting**, 1. Florença, 1991.

WORLD STEEL ASSOCIATION. World Steel in figures 2017 – **Continuously-cast steel output 2014 to 2016.** Bruxelas. ISBN: 978-2-930069-88-3. 2017:11. worldsteel.org.

Referência Bibliográfica

COIMBRA UNIVERSITY. **Análise de variância:** Disponível em:
< <http://www.mat.uc.pt/~cmtm/ECwww/ANOVA> > Acesso em: 03/09/2019.

PORTAL ACTION. **Teste de comparações múltiplas.** Disponível em:
< <http://www.portalaction.com.br/anova/teste-de-comparacoes-multiplas> > Acesso em:
19/09/2019.

SUPORTE AO MINITAB. **Cartas de controle no Minitab.** Disponível em:
< <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/supporting-topics/understanding-variables-control-charts/variables-control-charts-in-minitab/#other-types-of-variables-control-charts> >
Acesso em: 10/10/2019.