

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA – UNESP
CAMPUS DE JABOTICABAL

**METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE
CAUSAS ESPECIAIS EM CARTAS DE DESEMPENHO**

Caio Cesar Donadon

Engenheiro Agrônomo

2020

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA – UNESP

CAMPUS DE JABOTICABAL

**METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE
CAUSAS ESPECIAIS EM CARTAS DE DESEMPENHO**

Caio Cesar Donadon

Orientador: Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Murilo Aparecido Voltarelli

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências
Agrárias e Veterinárias – UNESP, Campus de
Jaboticabal, como parte das exigências para o
título de Mestre em Agronomia (Produção Vegetal)

2020

D674m Donadon, Caio Cesar
Metodologia de identificação e eliminação de causas especiais em cartas de desempenho / Caio Cesar Donadon. -- Jaboticabal, 2020
128 p. : il.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp),
Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Jaboticabal
Orientador: Rouverson Pereira da Silva
Coorientador: Murilo Aparecido Voltarelli

1. Cana-de-açúcar. 2. Controle estatístico de qualidade. 3. Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA). I. Título.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

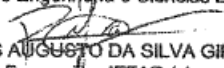
TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE CAUSAS ESPECIAIS EM CARTAS DE DESEMPENHO

AUTOR: CAIO CESAR DONADON

ORIENTADOR: ROVERSON PEREIRA DA SILVA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em AGRONOMIA (PRODUÇÃO VEGETAL), pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. ROVERSON PEREIRA DA SILVA (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia e Ciências Exatas (DECEx) / FCAV / UNESP - Jaboticabal


Prof. Dr. LUCAS AUGUSTO DA SILVA GIRIO (Participação Virtual)
Instituto Federal Farroupilha-IFAR / Jaguarí/RS


Dr. ADÃO FELIPE DOS SANTOS (Participação Virtual)
Departamento de Engenharia Rural / FCAV / UNESP - Jaboticabal

Jaboticabal, 20 de outubro de 2020

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

CAIO CESAR DONADON – nascido em Ribeirão Preto, São Paulo, Brasil, no dia 15 de outubro de 1986, filho de Edson Aparecido Donadon e Neuza Aparecida Natal Donadon. Coursou o ensino fundamental na escola Colégio Objetivo, no município de Jaboticabal, SP. E ensino médio na escola Colégio Osvaldo Cruz em Ribeirão Preto, SP. Ingressou no ensino superior em fevereiro de 2008 no curso de Engenharia Agrônômica da Universidade de São Paulo, campus ESALQ-USP, sediado na cidade de Piracicaba, SP. Obteve o título de Engenheiro Agrônomo em 18 de janeiro de 2013. Durante a graduação foi bolsista do Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica (PIBIC) por um ano na área de física do solo sob a orientação do Prof. Dr. Klaus Reichardt – CENA/USP. Foi estagiário do Laboratório de Física de Solos no Centro de Energia Nuclear na Agricultura, CENA/USP durante um ano no qual trabalhou com projeto de resistência do solo. Foi estagiário e coordenador do Grupo de Estudos em Cana-de-açúcar (GECA – ESALQ/USP), do departamento de Produção Vegetal da ESALQ/USP no período de abril de 2009 a junho de 2012 sob a orientação do Prof. Dr. Edgar Gomes Ferreira de Beauclair, com atuação em tecnologia de produção e manejo da cultura de cana-de-açúcar. Realizou estágio curricular de final de curso na área de colheita mecanizada de cana-de-açúcar e trabalhou como Trainee do Grupo São Martinho, localizada no município de Pradópolis, São Paulo, durante o período de julho de 2012 a outubro de 2013. Atualmente atua como Engenheiro de Teste Sr. na área de Validação da Engenharia de Produto equipamentos para cana-de-açúcar da empresa AGCO do Brasil Soluções Agrícolas LDTA, localizada no município de Mogi das Cruzes, São Paulo. Em agosto de 2018, iniciou o curso de Mestrado em Agronomia (Produção Vegetal), com concentração na área de Máquinas e Mecanização Agrícola, pela Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Câmpus de Jaboticabal, São Paulo, pelo Laboratório de Máquinas e Mecanização Agrícola (LAMMA), localizado no Departamento de Engenharia e Ciências Exatas dessa instituição. Em outubro de 2020, submeteu-se à banca examinadora para obtenção do título de Mestre em Agronomia.

“Não se gerencia o que não se mede; não se mede o que não se define; não se define o que não se entende; não há sucesso no que não se gerencia”

(William Edwards Deming)

Para minha amada mãe Neuza Aparecida Natal Donadon,
Meu exemplo de garra, trabalho, honestidade, fé e comprometimento!
Obrigado mãe, por todo direcionamento profissional, por toda dedicação aos filhos e
a sua família, seus cuidados diários, sacrifícios e amor infinito!
Tenho certeza que de um lugar muito especial a senhora vibra e comemora minha
conquista! Te amo

Ao meu avô Nadal Natal por toda história ao nosso lado, palavras de afeto,
companhia e amor destinado a nós.

DEDICO!

Ao meu pai
Edson Aparecido Donadon por toda torcida, aulas particulares, suporte financeiro.
Meus irmãos Eduardo Enrique Donadon e José Renato Donadon obrigado por toda
parceria de vida, meus amigos desde sempre, apoio nesta etapa e compreensão
das minhas ausências.

A minha esposa Caroline Rabelo Costa Donadon
pela paciência, carinho, apoio, ajuda e amor

OFEREÇO!

AGRADECIMENTOS

A Deus, que me guia, ampara e me direciona na busca pelo conhecimento, permitindo que concluísse mais uma etapa em minha vida.

À Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, campus Jaboticabal (FCAV) pela oportunidade de realizar meu mestrado e ao Departamento de Produção Vegetal, pelo acolhimento aos alunos que ingressam na Pós-Graduação.

Ao Laboratório de Máquinas e Mecanização Agrícola (LAMMA) pelo recebimento aos alunos e todos colegas, de modo especial Luan Pereira de Oliveira, Alex Rangel e Bruno Rocca de Oliveira agradeço as experiências vividas e convivência. Ainda dentro deste grupo, aos amigos Adão Felipe e Franciele Morlin pelas colaborações no trabalho e na qualificação.

Ao Professor Dr. Rouverson Pereira da Silva pela orientação, trocas de informações ao longo do curso, paciência, ensinamentos passados, compreensão e apoio. Obrigado por todo seu suporte na conclusão do trabalho.

Ao Professor Dr. Murilo Aparecido Voltarelli pela coorientação, sempre acessível e profissional.

À banca examinadora, Prof. Dr. Lucas Gírio e Prof. Dr. Adão Felipe pela disponibilidade.

A todos professores do Departamento e aqueles que ministraram disciplinas relacionadas ao curso, Cristiano Zerbato, Pedro Luis C. A. Alves, Afonso Lopes, Carlos Eduardo Furlani, Arthur Bernardes, este último Vice-presidente Comissão PG, assim como, aos funcionários administrativos e técnicos pelo profissionalismo e colaboração.

À empresa AGCO pela oportunidade profissional dentro da área que escolhi para atuar como Engenheiro Agrônomo, pela liberação dos dados a fim de melhorar o processo de colheita da cana de açúcar.

Aos amigos de empresa Rafael Feih, que iniciou esta trajetória de Pós-Graduação ao meu lado. Mário Mantovani e Glauber Ferreira pela liberação para iniciar o curso, ao Fabio Persoli, Arthur Rondinone e Felipe Terra por todo suporte e compreensão nos momentos de ausência. Simone Guimarães e Luiz Alves pelo pronto auxílio quando foi solicitado.

Aos meus primos e tio que dividem a mesma vocação agrícola e profissão Bruno Gilioli, André Gilioli, Paulo Natal, Luciano Natal, Rafael Natal, Adriano Lolato e Antônio Natal e aqueles que sempre me apoiaram Rodolfo Natal, Maria Rita Gonçalves e Adriana Gonçalves Lolato.

À minha madrinha Diva Natal que torce incondicionalmente por mim e ao meu padrinho João Gilioli, uma das minhas grandes inspirações pela profissão.

Aos meus tios Augusta Natal Gonçalves, José Carlos Gonçalves, José Ilton, Elizabeth Natal pelo carinho e cuidados de família.

Aos avós, tios e primos Donadon pelo carinho e cuidados nos momentos necessários.

As minhas cunhadas Carla Sorrilha e Ana Carolina Hallak por fazerem parte da minha família e me apoiarem e aos meus sobrinhos queridos Beatriz Sorrilha Henrique e Guilherme Sorrilha Donadon.

Ao meu sogro Paulo Ângelo da Costa por ser um grande parceiro, amigo e que posso contar sempre, a minha cunhada Priscilla Rabelo Costa por ser a extensão da minha casa, sei o quanto torce e vibra por mim e ao meu cunhado Adriano Sabbag

pelas palavras sensatas e parceria de sempre e amados sobrinhos João Guilherme e José Neto Sabbag.

Aos meus amigos de graduação e da república TDM que alicerçaram comigo nosso caminho dentro da agronomia.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a realização deste trabalho, meu mais sincero muito obrigado.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1: CONSIDERAÇÕES GERAIS	1
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. Revisão bibliográfica.....	2
1.1.1. Mecanização da colheita de cana-de-açúcar	2
1.1.2. Telemetria.....	5
1.1.3. Controle Estatístico de Qualidade.....	7
1.2. Referências bibliográficas	9
CAPÍTULO 2: DADOS DE TELEMETRIA EM COLHEDORA DE CANA-DE-AÇÚCAR: COMO INTERPRETAR E TOMAR DECISÕES?.....	12
RESUMO	12
ABSTRACT	13
2.1. Introdução	14
2.2. Material e métodos	16
2.3. Resultados e discussão	21
2.4. Conclusões	29
2.5. Referências bibliográficas.....	30
CAPÍTULO 3: INDICADORES CRÍTICOS EM UM SISTEMA DE TELEMETRIA DA COLHEITA MECANIZADA DE CANA-DE-AÇÚCAR.....	32
RESUMO	32
ABSTRACT	33
3.1. Introdução	34
3.2. Material e métodos	37
3.3. Resultados e discussão	44
3.4. Conclusões	52
3.5. Referências bibliográficas.....	53
CAPÍTULO 4: METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE ERROS EM BIG DATA NA COLHEITA DE CANA-DE-AÇÚCAR UTILIZANDO FERRAMENTAS DA QUALIDADE	57
RESUMO	57
ABSTRACT	58
3.1. Introdução	59
3.2. Material e métodos	62
3.3. Resultados e discussão	69

3.4. Conclusões	85
3.5. Referências bibliográficas.....	86
 CAPÍTULO 5: CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	 90

METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE CAUSAS ESPECIAIS EM CARTAS DE DESEMPENHO

RESUMO: A geração de dados a partir de equipamentos conectados a redes de comunicações, como: internet, sinal de rádio, satélite, dentre outras é cada dia maior em virtude da modernização das tecnologias. O valor que esses dados possuem na geração de informações uteis para o gerenciamento dos negócios é essencial para a sobrevivência e perpetuação das empresas na era digital. A forma como analisar e retirar informações preciosas de volumosos bancos de dados é chave do sucesso. Grande parte dos dados gerados possuem ruídos que se não filtrados podem influenciar negativamente as tomadas de decisões. Assim, objetivou-se com este trabalho desenvolver uma metodologia a partir das premissas do controle estatístico de qualidade para identificar e eliminar causas especiais em cartas de desempenho de variáveis provenientes de um sistema de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar. Utilizou-se a metodologia da Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA) para a priorização das variáveis e cartas de controle de valores individuais e de subgrupo para análises dos dados filtrados pela metodologia. É possível utilizar cartas de controle de subgrupo para interpretar os dados de telemetria para variáveis de desempenho da colhedora de cana-de-açúcar. A metodologia desenvolvida combina a filtragem visual dos dados, eliminação de pontos discrepantes, definição da taxa amostral a ser utilizada e confecção das cartas de controle de subgrupo.

Palavras-chave: cana-de-açúcar, controle estatístico de qualidade, Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA), análise de dados, mineração de dados

METHODOLOGY FOR IDENTIFICATION AND ELIMINATION OF SPECIAL CAUSES IN PERFORMANCE CHARTS

ABSTRACT: The generation of data from equipment connected to communications networks such as internet, radio signal, satellite, among others, is increasingly greater due to the modernization of technologies. The value these data have in generating useful information for business management is essential for the survival and perpetuation of companies in the digital age. Analyze and retrieve precious information from large databases is the key to success. In general, the data has noises that, if not filtered, can negatively influence decision-making. Thus, the objective of this work was to develop a methodology based on the premises of statistical quality control to identify and eliminate special causes in performance charts for variables in a telemetry system for mechanized sugarcane harvesting. The Failure Modes and Effects Analysis (FMEA) methodology was used to prioritize the variables and control charts of individual and subgroup values to analyze the data filtered by the methodology. It is possible to use subgroup control charts to interpret telemetry data for sugar cane harvester performance variables. The developed methodology combines visual data filtering, elimination of discrepant points, definition of the sample rate to be used and preparation of the subgroup control charts.

Keywords: sugarcane, statistical quality control, failure mode analysis and its effects (FMEA), data analysis, data mining

CAPÍTULO 1: CONSIDERAÇÕES GERAIS

1. INTRODUÇÃO

A colheita da cana-de-açúcar representa o final do ciclo de produção da cultura permitindo assim o fornecimento da matéria prima à indústria sucroalcoleira para a produção principalmente de açúcar e etanol. O Brasil é o maior produtor mundial de cana-de-açúcar, sendo esta cultura de grande importância econômica para o país (OECD/FAO, 2019). Nos últimos anos, a colheita mecanizada, utilizando máquinas que colhem e picam a cana, tem ganhado espaço em diversas áreas produtoras do Brasil. Isso se deu devido principalmente a proibição da queima prévia dos canaviais. Entretanto, apesar disso, ainda encontra-se área em que a colheita é realizada de forma manual e semimecanizada.

As máquinas automotrizes para colheita de cana picada são compostas de subsistemas que cortam, picam, limpam parcialmente a matéria prima e carregam-na em unidades de transporte. São máquina dotadas de alta tecnologia que fornecem uma volumosa massa de dados referentes aos subsistemas (sistema de alimentação, corte, transporte, limpeza e picagem de cana) que são utilizados na gestão destes equipamentos e do processo de colheita.

Com o uso de tecnologias de comunicação como rádio frequência, sinal de celular e internet, os equipamentos agrícolas estão interligados com plataformas digitais, e disponibilizam diversas informações em tempo real das operações. Estas informações que chegam de forma volumosa e constante, muitas vezes apresentam erros em sua estrutura, que podem proporcionar decisões enganosas e comprometer as ações futuras.

Uma tecnologia muito utilizada em equipamentos agrícolas para a transferência de dados de desempenho dos subsistemas dos equipamentos é a telemetria. Esta é uma tecnologia de armazenamento e transmissão automática de dados via rádio ou de outras formas de veículos ou equipamentos estacionários para estações de coleta e análise dos dados. Os dados são adquiridos por uma rede de sensores e unidades de controle eletrônico instalados nos equipamentos.

Os erros provenientes de um sistema de telemetria, por exemplo, ocorrem por diversos fatores durante o processo de aquisição, transferência, armazenamento e análise dos dados. Desta forma, diversos estudos têm sido desenvolvidos para identificar, eliminar, analisar e interpretar os volumosos dados obtidos nos mais diversos processos. As informações traduzidas desta interpretação possuem alto valor para as empresas terem sucesso em suas tomadas de decisões, quando analisadas em tempo hábil e de forma assertiva por meio de técnicas estatísticas. Dessa forma, a utilização do controle estatístico de qualidade (CEQ) para o monitoramento da qualidade dos processos tem apresentado resultados satisfatórios no monitoramento de diversas operações agrícolas.

Logo, pressupõem-se que o controle estatístico de qualidade possa auxiliar na transformação de *Big Data* em *Right Data*. Assim, objetivou-se desenvolver uma metodologia para identificar e eliminar erros em dados de telemetria provenientes da colheita mecanizada de cana-de-açúcar utilizando ferramentas do controle estatístico de qualidade. Para tanto, esta dissertação foi estruturada em cinco capítulos. Neste primeiro capítulo são apresentadas as considerações gerais, contendo o referencial teórico utilizado. O segundo capítulo traz um estudo para a definição do tamanho de agrupamento a ser utilizado em cartas de controle visando a análise de dados de telemetria obtidos durante a colheita mecanizada de cana-de-açúcar. Uma Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA) é apresentada no capítulo três para priorização de variáveis de um sistema de telemetria de uma colhedora de cana-de-açúcar, enquanto que o quarto capítulo discute a adequação da metodologia proposta para a identificação e eliminação de dados discrepantes em Big Data na colheita mecanizada de cana-de-açúcar utilizando ferramentas do controle estatístico de qualidade. Por fim, no capítulo cinco são apresentadas as considerações finais do trabalho.

1.1. Revisão bibliográfica

1.1.1. Mecanização da colheita de cana-de-açúcar

O cultivo da cana-de-açúcar (*Saccharum* spp.) integra o setor sucroenergético que emprega milhões de pessoas direta e indiretamente e contribui expressivamente para a pujança do agronegócio no Brasil. Cultivada em mais de 100 países e considerada uma das principais culturas no mundo. O Brasil se destaca como o maior produtor de cana-de-açúcar e em área cultivada. A safra 2019/2020 foi de 642,7 milhões de toneladas colhidas, representando aumento de 3,6% em relação ao ano anterior (CONAB, 2020). A área colhida foi menor que no ciclo anterior, totalizando 8,4 milhões de hectares, redução de 1,7% (CONAB, 2020). No entanto, melhores foram as condições climáticas nas principais regiões produtoras o que favoreceu a cultura, apresentando um incremento no seu rendimento médio (CONAB, 2020). A produtividade e a qualidade da cana-de-açúcar podem ser influenciadas diretamente por diversos fatores, tais como: fatores climáticos, condições edafoclimáticas, fatores biológicos e, além de destes, por questões relacionadas a colheita mecanizada (Gilbert et al., 2006; Marin et al., 2008)

O índice de mecanização, ou seja, de áreas mecanizadas mudou expressivamente ao longo dos anos, na safra 2007/08, foi de 40,7% e o restante da área, foi colhida manualmente, totalizando 163.098 trabalhadores envolvidos na operação. No ano agrícola 2016/17, nove anos depois, o índice de mecanização atingiu 90%, esse número representa mais que o dobro em pontos nominais sobre uma área de corte de 5,6 milhões de hectares (IEA/ SP, 2017). Estes dados inferem o quanto a mecanização aumentou e se consolidou dentro dos cultivos pelo país (IEA/ SP, 2017). Pode-se dizer que a cultura é a uma das últimas a mecanizar seu processo de produção e seu início foi motivado pelas proibições da queima, redução da mão de obra e pelo aumento dos custos trabalhistas.

A mecanização da cana-de-açúcar vem passando por processos de mudanças, aprimoramento, transformações contínuas e significativas desde as décadas de 70/80. Dentre as mudanças, destaca-se a troca dos mecanismos mecânicos para hidráulicos, permitindo que os sistemas de rolos da colhedora trabalhem de forma independente, assim como as caixas de marchas usadas que se tornaram descontinuadas. Além disso, pode-se observar a redução com o custo com combustível em até 40%, custo de manutenção em até 50%, bem como o aumento no conforto do operador e aumento da produtividade (Freitas, 2020).

Segundo Narimoto (2015), as máquinas colhedoras podem ser classificadas de quatro maneiras: i) quanto à fonte de potência (auto-propelida ou montada lateralmente ao trator); ii) quanto ao tipo de rodado (pneus ou esteiras); iii) quanto ao número de linhas de cana cortadas por vez (uma ou duas); iv) quanto ao tipo de matéria-prima fornecida (colmos inteiros ou fracionados). Todas estas variações, em termos da tecnologia oferecida pelas máquinas, devem ser adotadas levando em conta as necessidades e realidades do produtor, da região cultivada e recursos disponíveis.

Os benefícios que a colheita mecanizada da cana-de-açúcar trouxe para a cadeia produtiva são inúmeros e permite cada vez mais aos profissionais do setor, agilizar processos e aperfeiçoá-los, cenário que se torna imprescindível para entregar safras cada vez maiores no que tange a esta área. As inovações tecnológicas contribuem atualmente para que estes benefícios aconteçam, tais como sistemas complexos conectados via satélite ou rede de dados de celular e que permitem o gerenciamento do gasto de cada equipamento no campo, abertura de ordens de serviço para manutenção, reabastecimento e outras informações sobre a produtividade dos equipamentos. Estes sistemas são necessários dentro do escopo de ferramentas que contribuem para diminuir custo de produção, reduzir em menor tempo possível as horas improdutivas através de acionamentos de dispositivos que detectam com agilidade alguma deficiência. Estes ainda, permitem gerar informação em tempo real e com poucos minutos de atraso sobre, por exemplo paradas de máquinas e assim permitir que ações sejam tomadas de forma rápida e eficaz. Além disso, geram gráficos e relatórios para que os gestores possam tomar decisões ao longo da safra evitando desperdício de tempo e equipamento parado (Almeida, 2016).

Estes equipamentos, sistemas e afins compõem o que é conhecido como tecnologias embarcadas que podem ser descritas como computadores de bordo que registram todos os processos envolvidos na colheita desde intervalos de funcionamento da esteira, até paradas para conserto, entre outros. Este monitoramento é extremamente importante já que todo processo envolvido na colheita deve ser feito de forma rigorosa para gerenciar o processo de forma global. Para Neelly (1998) existem diferentes razões para mensurar o desempenho de um processo que podem ser reunidas em quatro categorias: checar posição, comunicar

posição, confirmar prioridades em planos de ação e compelir progresso. A tecnologia embarcada, apesar do seu avanço, muitas vezes se limita ainda, a fase de mensuração, e as fases de coleta e armazenamento de dados muitas vezes não são usadas para planejar ações de melhoria e sim para controle do trabalho e produção. O uso de tecnologias embarcadas modernas não deve se limitar a sua aquisição e sim como esta funciona e principalmente como usa-las da melhor forma possível dentro do contexto onde atua, ambiente, homens, usina que dele fazem parte e converter em melhorias de processos após detectadas as deficiências que estão acontecendo no campo (Carrara Neto, 2016).

1.1.2. Telemetria

Um sistema de telemetria tem como por objetivo coletar dados em um local remoto ou de difícil acesso e transferir esses dados para um local/sistema onde os dados possam ser acessados e avaliados. Usualmente sistemas de telemetria são utilizados em veículos em movimento (carros, aeronaves, mísseis, etc). Sistema de telemetria pode ser definido também como conjunto especial de sistema de comunicação (Frank et al. 2002).

A telemetria pode ser definida como subclasse de telecomunicações, um meio de maior complexidade para transferência de informações. É uma tecnologia que permite medições e monitoramento de dados em locais remotos. Apesar de o termo telemetria referir-se à comunicação de dados sem fio utilizando sinal de rádio ou infravermelho, também emprega outros meios como telefone, rede de computadores, link óptico e outros meios com fio (Werneck e Allil, 2011).

Um sistema geral de telemetria é composto por sete subsistemas: 1- sistema de coleta de dados (composto por sensores ou transdutores que convertem variável física em sinal elétrico), 2- sistemas multiplex (multiplex por divisão de frequência, multiplex por divisão de tempo ou sistema híbrido que é uma combinação dos dois multiplex citados que possuem como diferença a forma como os dados coletados são separados em frequências diferentes para transmissão ou se o sistema separa os dados no domínio do tempo, respectivamente), 3- sistema modulador, transmissão e

antena, 4- sistema de forma de onda ou canal de transmissão, 5- Antena, receptor de radiofrequência, seção de frequência intermediária, demodulador de portadora, 6- Sistema demultiplex para multiplexação por divisão de tempo ou multiplexação por divisão de frequência, ou sistema híbrido e 7- sistema de processamento de dados (Frank et al. 2002).

Através da flexibilização de acesso a tecnologias é possível obter dados de cada objeto, processo e ambiente agrícola e calcular com precisão de algoritmo de ação e prever resultados. Quanto maior for a quantidade de sensores e controladores interligados a uma só rede e trocarem informações entre si, mais o sistema se torna inteligente, e mais informações úteis podem ser disponibilizadas para o usuário de forma a ter informações para prever manejos e controlar fatores naturais (Borisenko et al. 2019).

Segundo Mentsiev et al. (2019), a automação da mecanização agrícola auxiliou o agricultor a utilizar das informações provenientes das novas tecnologias empregadas no setor para tomadas de decisão oportunas no manejo das culturas. Kumar et al. (2019) desenvolveram um sensor para avaliar os parâmetros do solo sem a necessidade de encaminhar amostras para laboratórios. Utilizando sensores de umidade, temperatura e de dióxido de carbono e um sistema de monitoramento sem fio dos dados. Hsu et al. (2018) relataram que o sistema de monitoramento pode melhorar a eficiência do gerenciamento agrícola.

O uso da Internet das Coisas (IoT) em conjunto com sistemas de telemetria dotados de uma infinidade de sensores para manejo da irrigação, proteção de cultivos, suporte a decisões, manejo da qualidade de água e da irrigação são exemplos do sistema oferecido pela empresa Adcon e analisados por Suciú et al. (2018), que demonstraram que todos os sistemas de IoT propõem auxiliar os produtores rurais com soluções para monitoramento de culturas, avisos para prevenção de instalação de doenças e até mesmo de eventos atmosféricos para condições de congelamento de plantações.

Com o avanço dessas tecnologias integradas ao IoT e a geração de volumosos dados (Big Data) provenientes de equipamentos, surgiu-se o termo mineração de dados (Data Mining). Segundo Purwar e Singh (2014) a mineração de dados é

utilizada para extrair informações desejadas das fontes geradoras, porém há vários problemas nesta extração como erros *outliers*, valores ausentes, dados irrelevantes, redundantes ou ruidosos dentre outros.

As empresas do mundo digital enfrentam grandes dificuldades em analisar grandes volumes de dados (Big Data) que podem ser estruturados ou não utilizando banco de dados e softwares tradicionais (Venkatraman e Venkatraman 2019). Conforme há o aumento de volume de dados, há também um aumento na complexidade de gerenciá-los, desta forma aumentam os riscos de baixa qualidade dos dados (Haug et al. 2012).

1.1.3. Controle Estatístico de Qualidade

Os gráficos de controle é uma das ferramentas mais utilizadas no CEQ e foi introduzida pelo Dr. Walter Shewart em 1924 (Chandra, 2001). Por meio dessas ferramentas, sem dúvidas, é possível monitorar e garantir a melhoria da qualidade de produtos dentro das empresas, as quais possuem foco em qualidade. Qualidade pode ser definida como adequação para o uso, mas deve incluir na definição clientes, satisfazendo quem deve ser o objetivo principal de qualquer empresa (Chandra, 2001).

A variabilidade das características de um processo é um fator resultante da redução da qualidade. Esta redução pode ser influenciada pela variação que ocorre em um processo, devido à presença de causas especiais como a ação dos fatores 6 M (máquina, mão-de-obra, material, medição, método e meio ambiente) Samohyl (2009). As causas especiais possuem alta capacidade em provocar variabilidade alterando desta forma a qualidade. Há no controle estatístico de qualidade diversas ferramentas que podem ser utilizadas para controle da variabilidade de um processo que auxiliam nas tomadas de decisões (Silva e Voltarelli, 2015).

O gráfico de controle é uma ferramenta do CEQ útil para o monitoramento de um processo e identificar variações ao longo do tempo. Quando as médias amostrais estão fora dos limites de controle é um indicativo que causas especiais estão atuando

no processo e o uso das cartas de controle durante todo o período do processo é um aliado em reduzir a variabilidade e garantir a qualidade (Caltabiano, 2018).

Outra ferramenta de grande importância para indicar a presença de padrões de não-aleatoriedade dos dados são os gráficos sequenciais. Estes gráficos devem ser utilizados para indicar a presença de causas especiais através da apresentação de padrões ou tendências nos dados que levem a tal causas (Minitab, 2017)

Segundo Perla et al. (2011), com o uso dos gráficos sequenciais foi possível aprender muito sobre o desempenho do processo com baixa complexidade matemática oferecida por esta ferramenta. Os gráficos sequenciais fornecem um método simples para identificação de padrões não aleatórios, e por utilizarem a ordem cronológica do tempo podem ser aplicados quando métodos tradicionais não são úteis. Esses gráficos são importantes em aplicações de melhorias, pois exibem os dados para tornar o desempenho do processo visível, avaliar se mudanças realizadas no processo resultaram em melhorias, determinar se os ganhos em melhorias estão sendo mantidos e permitir uma visão temporal do processo versus uma visão estática.

Gráficos sequências em conjunto com cartas de controle de valores individuais foram utilizados por Ormond et al. (2016), para explicar os pontos fora dos limites de controle em estudo para determinar a influência da velocidade de semeadura no processo de colheita mecanizada de milho.

Lima et al. (2014) utilizando gráficos sequências para avaliar indicadores de qualidade de um conjunto mecanizado trator-plantadora em dois turnos de operação, verificaram que apenas rotação do motor e consumo horário efetivo de combustível apresentaram padrões de aleatoriedade dos dados. Este resultado indica que para estes indicadores tal aleatoriedade dos valores padrões não causam ou geram a instabilidade do processo o que traz por consequência maior segurança na interpretação dos resultados e no desempenho da qualidade da operação.

Outra forma de analisar e controlar a qualidade em um processo é a utilização da metodologia da Análise dos Modos de Falhas e seus Efeitos (FMEA), que por meio da análise das falhas potenciais propõem ações para evitá-las (Toledo e Amaral, 2008). A FMEA é uma técnica de engenharia muito utilizada nos passos para definir,

identificar e eliminar potenciais modos de falhas antes de chegar ao cliente (Stamatis, 2003).

A FMEA pode ser aplicada para identificar e priorizar indicadores críticos de qualidade nos processos agrícola, e pode conduzir à elaboração de planos de melhorias que visem a redução da variabilidade do processo, a fim de adequá-lo dentro dos limites estabelecidos e/ ou calculados (VOLTARELLI et al., 2018).

A utilização do Número de Prioridade de Risco (NPR) é a forma mais utilizada para determinar as prioridades, obtido pela multiplicação da pontuação dada para as classificações de severidade, ocorrência e detecção (Rosa e Garrafa, 2009).

O processo da FMEA pode ser dividido em quatro etapas: planejamento, análise das potenciais falhas, avaliação dos riscos e melhoria. De forma resumida, o processo utilizando FMEA se inicia com a formação de uma equipe, a qual é responsável por identificar os tipos de falhas prováveis que ocorrem no processo, os efeitos e as causas que essas falhas possam apresentar. Em seguida os riscos de cada causa de falha são avaliados por meio do NPR. Ao final da avaliação são sugeridas as ações para diminuir os riscos por meio da eliminação das causas de falha prioritárias, proporcionando o aumento da confiabilidade do produto ou processo (Sant'Anna e Pinto Júnior, 2011).

1.2. Referências bibliográficas

ALMEIDA, MR (2016). Uso da tecnologia na produção canavieira. Trabalho de Conclusão de Curso – TCC de Pós Graduação em Agronegócio da Universidade Federal do Paraná. Curitiba – PR.

Caltabiano, AMP (2018). Gráficos de controle com tamanho de amostra variável: classificando sua estratégia conforme sua destinação por intermédio de um estudo bibliométrico. 59 f: il. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá.

Carrara Neto, HC (2016). As pequenas coisas que fazem diferença. **Revista Opiniões**, v.13, n.48.

Chandra, MJ (2001). Statistical Quality Control. By: Boca Raton, FL: CRC Press, ISBN 0-8493-2347-9, 284 pp.

CONAB (2020). Boletim da safra de cana-de-açúcar. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana/boletim-da-safra-de-cana-de-acucar>.

Borisenko, I, Gangur, M, Kobylko, A, Romanov, D, Smirnova, O (2019). Information support system for management decisions in the agricultural sector. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 403 (1), art. no. 012083. DOI: 10.1088/1755-1315/403/1/012083

Franck, C, Jedlicka, RP, Henry, R (2002). Telemetry systems engineering. p. cm. – Artech House telecommunication library. ISBN 1-58053-257-8.

Freitas, LD (2020). Estratégias operatórias para a colheita mecanizada de cana-de-açúcar: contribuições para o desempenho. Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de São Carlos como requisito para a obtenção do título de Doutora em Engenharia de Produção.

Gilbert, RA, Shine, JM, Miller, JD, Rice, RW, Rainbolt, CR, (2006). The effect of genotype, environment and time of harvest on sugarcane yields in Florida, USA. **Field Crops Research** [S1], v. 95, p. 156-170.

Hsu, H-T, Wang, T-M, Kuo, Y-C (2018). Implementation of Agricultural Monitoring System Based On The Internet of Things. In Proceedings of the 2018 2nd International Conference on Education and E-Learning (ICEEL 2018). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 212–216. DOI:<https://doi.org/10.1145/3291078.3291098>

Haug, A, Zachariassen, F, Van Liempd, D (2011) The costs of poor data quality
Journal of Industrial Engineering and Management, 4 (2011), pp. 168-193

Lima, PH, Voltarelli, MA, Gallo, LAM, Amaral, GO, Silva, RP, (2014). Desempenho do conjunto trator-plantadora no plantio de cana-de-açúcar por meio de run-charts. In: Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, 43. Campo Grande. Disponível em: <http://conbea14.sbea.org.br/2014/anais/R0080-1.pdf>

Marin, FR, Lopes-Assad, ML, Assad, ED, Vian, CE, Santos, MC, (2008). Sugarcane crop efficiency in two growing seasons in São Paulo State, Brazil. **Pesquisa Agropecuária Brasileira, Brasília**, v. 43, n. 11, p. 1449-1455, nov.

Minitab (2017). Visão geral gráfico de ensaio. Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/quality-tools/how-to/run-chart/before-you-start/overview/>. Acesso em 20 de Setembro 2020.

OECD/FAO (2019), OECD-FAO Agricultural Outlook 2019-2028, OECD Publishing, Paris/Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome. https://doi.org/10.1787/agr_outlook-2019-en

Ormond ATS, Voltarelli MA, Paixão CSS, Alcântara AS, Kazama EH, Furlani CEA, Silva RP (2016) Qualidade na colheita mecanizada de milho semeado em diferentes velocidades. **Revista Brasileira de Milho e Sorgo** 15(3):582-593. DOI: <http://dx.doi.org/10.18512/1980-6477/rbms.v15n3p582-593>

Instituto de Economia Agrícola. IEA (2017). Mecanização da Colheita da Cana-de-açúcar Atinge 90% na Safra 2016/17. Análises e Indicadores do Agronegócio. v. 12, n. 6, junho 2017. Disponível em: <http://www.iea.sp.gov.br/ftp/iea/AIA/AIA-35-2017.pdf>.

Kumar GP, Jeyakumar SM, Nishanth, T, Kumar, MS (2019). Development of Efficient Agricultural Device to Evaluate the Soil Parameters for Precision Agriculture. Engineering Reports 2(1) 91-6

NARIMOTO, LRA. (2015). Gênese das gêneses instrumentais: o projeto no uso de máquinas colhedoras de cana-de-açúcar no Brasil e na Austrália. Tese. Universidade Federal de São Carlos – UFSCar, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção. São Carlos.

NEELY, A (1998). Measuring business performance. London: The Economist.

Perla RJ, Provost LP, Murray SK (2011). The run chart: a simple analytical tool for learning from variation in healthcare processes. BMJ Qual Saf; 20:46–51.

Purwar, A, Singh, SK (2014). Issues in data mining: A comprehensive survey. In Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Intell. Comput. Res., pp. 1–6

Rosa, LC, Garrafa, M, (2009). Análise dos modos de falha e efeitos na otimização dos fatores de produção no cultivo agrícola: subprocesso colheita de canola. Gestão & Produção, v. 16, n. 1, p. 63-73.

Samohyl, RW, (2009). Statistical quality control (1st ed.). São Paulo, Brazil: Elsevier: Elsevier Campus. v.1. ISBN 978-85-352-3220-2.

Santanna, AP, Pinto Jr, RPS, (2011). Composição probabilística no cálculo das prioridades na FMEA. **Sistemas & Gestão**, v. 5, n. 3, p. 179-191.

Silva, RP, Voltarelli, MA, Cassia, MF (2015). Controle de qualidade em operações agrícola. 1 ed. Jaboticabal: SBEA. ISBN 978-85-64681-07-1.

Stamatis, DH, (2003). Failure Mode Effects Analysis: FMEA from theory to execution, 2ªEd. USA: ASQ.

Suciu, G, Uşurelu, T, Beceanu, C, Dobrea, MA (2018). “IoT and energy efficiency for smart agriculture using adcon telemetry devices,” in Proc. Int. Symp. Fundam. Electr. Eng. (ISFEE), Nov. 2018, pp. 1–6.

Toledo, JC, Amaral, DC (2008). FMEA – Análise do tipo e efeito de falha. São Carlos: GEPEQ/UFSCar, 12p.

Venkatraman, R, Venkatraman, S (2019). Big Data Infrastructure, Data Visualisation and Challenges. In Proceedings of the 3rd International Conference on Big Data and Internet of Things (BDIOT 2019). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 13–17. DOI:<https://doi.org/10.1145/3361758.3361768>

Voltarelli, MA, Paixão, CSS, Zerbato, C, Silva, RP, Gazzola, J, (2018). Failure mode and effect analysis (FMEA) in mechanized harvest of sugarcane billets. **Eng. Agríc.**, Jaboticabal, v. 38, n. 1, p. 88-96.

Werneck, MM, Allil, RCSB (2011). Optical fiber sensors. In: Modern Telemetry, p. cm. ISBN 978-953-307-415-3. Disponível em: www.intechopen.com

CAPÍTULO 2: DADOS DE TELEMETRIA EM COLHEDORA DE CANA-DE-AÇÚCAR: COMO INTERPRETAR E TOMAR DECISÕES?

RESUMO

A grande maioria dos fabricantes de máquinas e equipamentos agrícolas oferecem sistemas de telemetria e Agricultura de Precisão em seus produtos. Essas tecnologias trazem uma série de benefícios para os produtores bem como uma grande quantidade de dados. O propósito desse trabalho foi utilizar as cartas de controle como ferramenta para definir o tamanho ideal de agrupamentos para dados de um sistema de telemetria com frequência de aquisição de 0,1 Hz. Avaliou-se os dados de um mês de trabalho de uma colhedora de cana-de-açúcar no que tange ao consumo de combustível, velocidade do motor e velocidade da colhedora. Os dados foram extraídos do sistema de telemetria da colhedora e processados no software Minitab17®. Foram geradas cartas de controle de valores individuais e de subgrupos de tamanho variável. Verificou-se que as cartas de controle são efetivas como ferramenta na tomada de decisão de uma operação de colheita de cana-de-açúcar e que a melhor visualização para todas as variáveis analisadas foi obtida com as cartas de controle Xbarra com subgrupos correspondentes a 540 pontos (uma hora e meia de dados adquiridos).

Palavras-chave: *Big data*, cartas de controle, *Internet of Things* (IoT), gestão de frota

ABSTRACT

The vast majority of agricultural machinery and equipment manufacturers offer telemetry and Precision Agriculture systems in their products. These technologies bring a number of benefits to producers as well as a large amount of data. The purpose of this work was to use the control charts as a tool to define the ideal size of clusters for data from a telemetry system with an acquisition frequency of 0.1 Hz. The data of a month of work of a harvester was evaluated. sugar cane in terms of fuel consumption, engine speed and harvester speed. The data were extracted from the harvester's telemetry system and processed using the Minitab17® software. Control charts of individual values and subgroups of variable size were generated. It was verified that the control charts are effective as a tool in the decision making of a sugarcane harvesting operation and that the best visualization for all analyzed variables was obtained with the Xbarra control charts with subgroups corresponding to 540 points (one and a half hours of acquired data).

Keywords: Big Data, control charts, *Internet of Things* (IoT), fleet management

2.1. Introdução

A agricultura tem como missão para as próximas décadas aumentar a produção de alimentos, sem aumentar a área agricultável gerando alimentos para uma população mundial em crescimento que pode chegar a nove bilhões em 2050 (FAO, 2017). A agricultura digital tem um papel importante nesse cenário envolvendo a coleta de dados no campo e posterior processamento desses para gerenciar as tomadas de decisões.

Ao longo dos últimos anos, o volume de informação e dados gerados pela humanidade vem sendo produzidos numa velocidade e quantidade cada vez maior (Kimmorley, 2015; Walker, 2015). Com a evolução da tecnologia, o armazenamento e processamento em tempo real passaram a ser compartilhados e analisados em busca de informações para tomada de decisão. A essa gestão enorme de dados e informações se atribui o nome de “*Big Data*”. Cavalcanti (2014) e Costa (2016) afirmam que “*Big Data*” se trata de uma quantidade muito grande e diversa de dados de rápido acesso e processo confiável.

Segundo Massruhá (2016) a otimização do uso de recursos naturais e insumos tornará as propriedades agrícolas intensamente monitoradas e automatizadas. O uso de sensores conectados à internet em todos os processos da produção agrícola disponibilizará um grande volume diversificado de dados em velocidade (*Big Data*) que deverão passar por filtros, armazenamento e análises. Essa nova realidade onde tudo se encontra conectado possibilitará o fornecimento de vários serviços e aplicações, permitindo aos usuários, equipamentos e informações se interagirem entre si de forma autônoma, surgindo assim a designada Internet das Coisas.

Segundo Kshetri (2016), define “*Big Data*” com alto volume, alta velocidade e alta variedade de informações que demandam efetividade em custo, formas inovadoras de processamento de informação para a compreensão e tomada de decisão.

A era do “*Big Data*” está ligada ao conceito de Internet das Coisas (IoT). De maneira geral, a IoT refere-se a uma rede sem fio conectando sensores e dispositivos

que compartilham e geram dados através da Internet a partir de um sistema eletrônico de informação. Os dados produzidos pela IoT abrangem tanto “dados estáticos inerentes ao objeto, como descrição, modelo, características físicas, local e data de fabricação”, quanto informações dinâmicas associadas a utilização e usuários e outros objetos dentro de um determinado ambiente (Costa, 2016).

Dentre os serviços e aplicações dessa conectividade está o sistema de telemetria em equipamentos agrícolas. Telemetria pode ser definida como a transferência (via rede fixa ou sem fio) e utilização de dados de maneira automatizada provindos de múltiplas máquinas remotas e em pontos de difícil acesso ou ainda em locais inadequados ao uso de cabeamento, para o monitoramento, medição e controle (Bonde, 2003). A forma de transmissão dos dados por tecnologia sem fio de maior uso é via modem de celular, por meio da infraestrutura de comunicação celular de redes GSM/GPRS CDMA (Rozas, 2004).

Os dados gerados pela telemetria podem fornecer informações essenciais para o gerenciamento de frotas com a finalidade em reduzir os custos operacionais das máquinas, porém, o grande desafio é saber como analisar e gerir o grande volume de dados de um processo para determinar ações que resultem em retorno econômico para o agricultor.

A gestão da qualidade aplicada à processos agrícolas proporciona diversos benefícios quando são utilizadas as ferramentas estatísticas de controle de forma a detectar variações ou oscilações indesejáveis em padrões pré-estabelecidos (Bonilla, 1994).

Como a quantidade de informações e dados gerados é muito grande e padronizada, acredita-se que com a aplicação de ferramentas de Controle Estatístico de Qualidade (CEQ) como gráficos de controle, planos de amostragem e planejamento de experimentos se obtêm melhoria dos níveis de qualidade dos processos e produtos de uma empresa. Com isso, a qualidade de um produto ou processo é garantida minimizando a variabilidade nas características do produto e procedimentos (Samohyl, 2009).

As cartas de controle podem ser recomendadas como a ferramenta mais indicada para a avaliação da qualidade das operações agrícolas mecanizadas, como opções para aumentar o nível de qualidade de seus indicadores, gerenciamento de determinada operação, como forma de minimizar o nível de variabilidade inerente à mesma (Silva et al., 2013).

Cartas de controle de valores individuais (cartas de Shewhart) é o modelo que mais se utiliza para controle estatístico de processo na agricultura, pois são consideradas uma opção para o monitoramento de determinados processos, análise dos resultados e para posterior tomada de decisão (Voltarelli, 2013).

Além da carta de controle individual, utiliza-se a matriz Xbarra – que faz o agrupamento de vários pontos e gera uma média desse agrupamento. A Carta Xbarra serve para monitorar a média de um processo quando existem dados contínuos em subgrupos. Ela é aplicável para monitorar a estabilidade de um processo ao longo do tempo e para identificar e corrigir eventuais instabilidades em um processo Minitab (2017).

Diante deste contexto objetivou-se utilizar as cartas de controle como ferramenta para definir o tamanho ideal de agrupamentos para dados de um sistema de telemetria com frequência de aquisição de 0,1 Hz durante o período de um mês de coleta de dados.

2.2. Material e métodos

O trabalho foi realizado por meio de análise de dados extraídos de um sistema de telemetria (AGCOMMAND) instalado em uma colhedora de cana-de-açúcar da marca Valtra (AGCO), modelo BE1035e, com potência no motor 261 kW (350 hp) a 1850 rpm, que trabalhou por 30 dias em uma usina de cana-de-açúcar localizada na região de Ribeirão Preto, São Paulo, Brasil.

O sistema de telemetria AgCommand® consiste em uma ferramenta para o gerenciamento de frotas, que fornece informações de posicionamento e funcionamento de máquinas com uma frequência de aquisição de dados de 0,1 Hz (1

ponto a cada dez segundos) o que corresponde a 8.640 dados coletados em 24 horas de operação. Enquanto as máquinas executam a operação de colheita, informações como, localização, horas de trabalho do motor e status de operação são coletadas simultaneamente e encaminhadas via sinal de celular para um servidor de forma automática e autônoma VALTRA (2015).

Os dados do sistema de telemetria foram adquiridos no servidor AgCommand® no formato de arquivo CSV e convertidos de texto para colunas para individualização das informações. O período de tempo considerado para análise dos dados foi das 00h00min do dia 1º de abril até as 23h59min do dia 30 de abril de 2017 e as seguintes variáveis foram adquiridas: i) taxa de combustível ($L\ h^{-1}$); ii) velocidade do motor (rpm) e iii) velocidade do veículo ($km\ h^{-1}$).

As análises dos dados de telemetria foram realizadas através das cartas de controle de valores individuais e cartas de controle por subgrupos do tipo Xbarra, utilizado o software Minitab17®.

Embora existam vários tipos de cartas de controle e diferentes maneiras de construí-los, Xie et al. (2002) resumiram as etapas comuns na configuração de um gráfico de controle em:

1. Obter uma série de características do processo por meio da observação;
2. Calcule a média do processo e use-a como linha central;
3. Calcule o desvio padrão;
4. Calcule o limite de controle superior e inferior com base no padrão médio de mais ou menos três vezes o desvio padrão, ou 3-sigma, respectivamente (Figura 1);
5. Plote as características do processo no gráfico e conecte os pontos consecutivos;
6. Se houver pontos que estão fora dos limites, verifique o motivo e decida sobre a sua eliminação, em seguida, modifique a média da linha central e os limites superior e inferior se necessário;
7. Continue plotando sempre que uma nova medição for obtida.

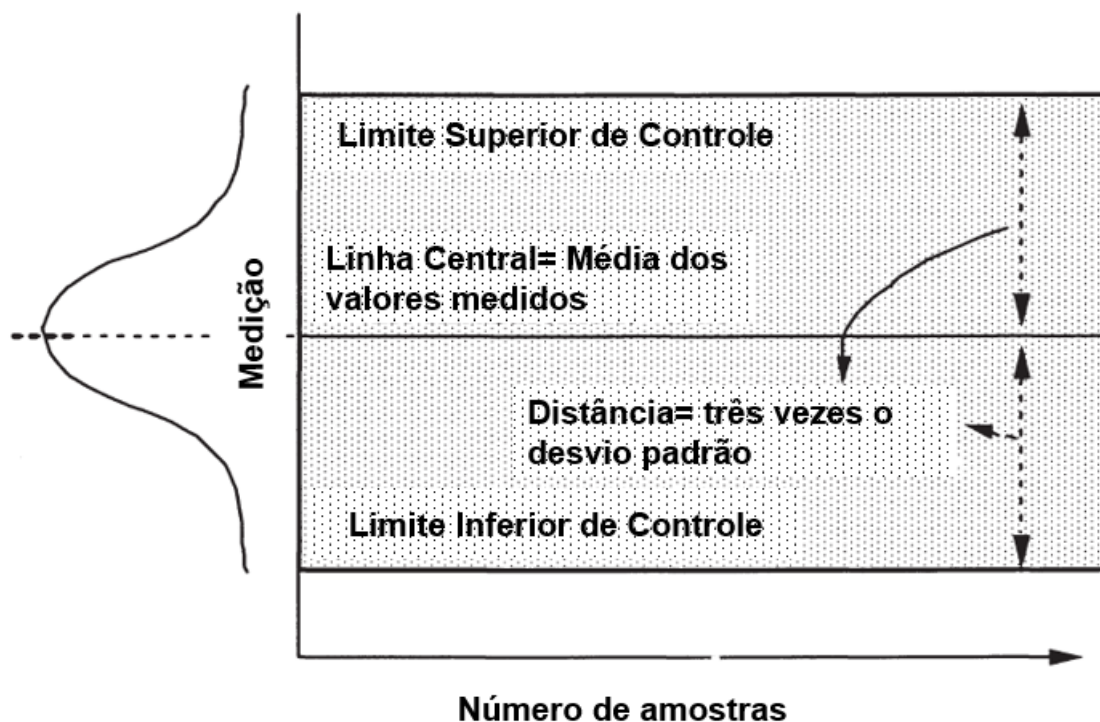


Figura 1. Princípio básico do gráfico de controle com limites tradicionais de 3 sigma.
Fonte: Xie et al. (2002).

Segundo Montgomery (2017), o modelo geral para um gráfico de controle é descrito como:

$$LSC = \mu_w + L\sigma_w \quad (1)$$

$$\text{Linha central} = \mu_w \quad (2)$$

$$LIC = \mu_w - L\sigma_w \quad (3)$$

Onde:

w = estatística amostral que mede alguma característica da qualidade de interesse;

μ_w = média de w ;

σ_w = desvio-padrão de w ;

L = é a “distância” dos limites de controle à linha central, expressa em unidades de desvio-padrão

LSC= limite superior de controle;

LIC= limite inferior de controle.

As cartas de controle do tipo Carta Xbarra são utilizadas para monitorar processos quando existem dados contínuos em subgrupos, em que os pontos representados no gráfico são as médias das medições dentro de cada subgrupo Minitab (2017). A linha central é a média dos pontos representados graficamente. Os limites de controle são as linhas que estão acima e abaixo da linha central e são exibidos em três desvios padrão acima e abaixo da linha central. O modelo dos gráficos Xbarra são descritos abaixo:

$$LSC = \mu + \frac{K\sigma}{\sqrt{n_i}} \quad (4)$$

$$\text{Linha central} = \frac{\sum x}{\sum n} \quad (5)$$

$$LIC = \mu - \frac{K\sigma}{\sqrt{n_i}} \quad (6)$$

Onde:

μ = média do processo;

k = parâmetro para o teste 1 (um ponto a mais do que 3σ da linha central), o padrão é 3;

σ = desvio-padrão do processo;

n_i = número de observações no subgrupo i ;

$\sum x$ = soma de todas as observações individuais;

$\sum n$ = número de observações total.

As cartas de controles geradas referem-se aos seguintes atributos:

- i) Carta de controle de valores individuais “720 horas” (30 dias) refere-se a todos os pontos adquiridos para aquela variável no período considerado;
- ii) Carta de controle Xbarra “24 horas” cada ponto refere-se a média do agrupamento de 8.640 pontos para aquela variável no período considerado;
- iii) Carta de controle Xbarra “12 horas” cada ponto refere-se a média do agrupamento de 4.320 pontos para aquela variável no período considerado;
- iv) Carta de controle Xbarra “6 horas” cada ponto refere-se a média do agrupamento de 2.160 pontos para aquela variável no período considerado;
- v) Carta de controle Xbarra “3 horas” cada ponto refere-se a média do agrupamento de 1.080 pontos para aquela variável no período considerado;
- vi) Carta de controle Xbarra “1,5 horas” cada ponto refere-se a média do agrupamento de 540 pontos para aquela variável no período considerado.

Esse método visa definir qual o melhor agrupamento de leituras realizadas pelo sistema de telemetria, afim de obter o gráfico que apresente os dados com maior clareza, sem sobreposição de informações, para as variáveis monitoradas. A análise considera todas as situações que podem ocorrer com a máquina durante a colheita: em operação de colheita, manobra, ociosa, parada e em manutenção entre outros. O presente estudo não faz distinção dessas condições e por isso os limites de controle superiores e inferiores não foram considerados.

O cálculo para o agrupamento a ser utilizado nas cartas de subgrupo do tipo Xbarra para o período em análise (30 dias) foi realizado conforme a equação 7:

$$TAG = PA \times TAM \quad (7)$$

Onde:

TAG = tamanho do agrupamento;

PA= período do agrupamento a ser analisado em segundos;

TAM= taxa amostral (amostras s^{-1})

Tabela 1. Valores do agrupamento para cartas de subgrupos tipo Xbarra.

Tipo de carta Xbarra	PA	TAM	TAG
Xbarra “24 horas”	86400	0,1	8640
Xbarra “12 horas”	43200	0,1	4320
Xbarra “6 horas”	21600	0,1	2160
Xbarra “3 horas”	10800	0,1	1080
Xbarra “1,5 horas”	5400	0,1	540

PA: período do agrupamento a ser analisado em segundos; TAM= taxa amostral (amostras s^{-1}); TAG = tamanho do agrupamento.

2.3. Resultados e discussão

Inicialmente realizou-se uma verificação dos dados obtidos do sistema de telemetria. Esperava-se 8.640 leituras por dia pois o sistema possui uma frequência de aquisição de dados de 0,1 Hz (1 ponto a cada dez segundos) para cada variável presente na estrutura do sistema de telemetria (exemplo: taxa de consumo de combustível - $L h^{-1}$, velocidade do motor – rpm, etc).

A Tabela 2 resume a verificação entre a quantidade de amostras esperadas e as efetivamente registradas no período de avaliação (00h00min do dia 1º de abril até as 23h59min do dia 30 de abril de 2017) dos dados do sistema de telemetria de uma colhedora de cana-de-açúcar.

Tabela 2. Leituras realizadas na colhedora x leituras teóricas.

Data da aquisição	Quantidade de leituras efetivas por dia	Quantidade teórica de leituras (leituras/dia)	Percentual quantidade de leituras efetivas x quantidade teórica de leituras (%)
01/04/2017	7.471	8.640	86%
02/04/2017	7.677	8.640	89%
03/04/2017	8.351	8.640	97%
04/04/2017	8.036	8.640	93%
05/04/2017	4.729	8.640	55%
06/04/2017	2.537	8.640	29%
07/04/2017	1.246	8.640	14%
08/04/2017	1.628	8.640	19%
09/04/2017	5.029	8.640	58%
10/04/2017	7.066	8.640	82%
11/04/2017	3.861	8.640	45%
12/04/2017	5.436	8.640	63%
13/04/2017	6.729	8.640	78%
14/04/2017	7.505	8.640	87%
15/04/2017	7.563	8.640	88%
16/04/2017	7.415	8.640	86%
17/04/2017	7.917	8.640	92%
18/04/2017	6.178	8.640	72%
19/04/2017	7.852	8.640	91%
20/04/2017	8.853	8.640	102%
21/04/2017	3.104	8.640	36%
22/04/2017	3.928	8.640	45%
23/04/2017	6.664	8.640	77%
24/04/2017	7.358	8.640	85%
25/04/2017	6.762	8.640	78%
26/04/2017	3.382	8.640	39%
27/04/2017	1.701	8.640	20%
28/04/2017	2.815	8.640	33%
29/04/2017	6.220	8.640	72%
30/04/2017	6.991	8.640	81%
Total de leituras	172.004	259.200	Média 66%

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A média do percentual total dos dados realizados em relação aos teóricos foi de 66%, devido ao modo de operação do sistema de telemetria, caracterizando que os dados provenientes da telemetria possuem erros ao longo do dia e entre os dias. Quando a máquina não está em funcionamento (motor diesel desligado) o sistema

não encaminha informações para o servidor do AgCommand® o que gera carência na quantidade de dados, esta característica do sistema não prejudica na construção das cartas de controle, pois os dados coletados no dia representam fielmente as atividades que a máquina realizou.

No dia 20 de abril de 2017 o sistema de telemetria registrou uma quantidade de dados (8.853 pontos) acima do nominal (8.640 pontos) representando um percentual de 102% de leituras efetivas por leituras teóricas. Este valor representa um erro no sistema de telemetria que por algum problema em algum sensor, falha de transmissão, armazenamento ou outro superou a quantidade de dados nominal. Este tipo de evento deve ser tratado através de metodologias de filtragem de dados, pois estas informações excedentes podem influenciar negativamente os valores finais de cada variável analisada, como o aumento ou diminuição no consumo de combustível.

Maldaner et al. (2018) relataram uma considerável quantia de pontos eliminados (32,8%, 20,8% e 43,3%) após a utilização de três processos de filtragem dos dados de três conjunto de mapas de produtividade em soja.

Verificou-se nas cartas de controle de valores individuais (Figura 2), para cada atributo referente ao período mensal (259.200 pontos), que é inviável qualquer análise, pois os dados se sobrepõem de forma a parecer como um único bloco. Este tipo de carta inviabiliza a análise dos dados quando a quantidade de pontos plotados é excessivamente grande.

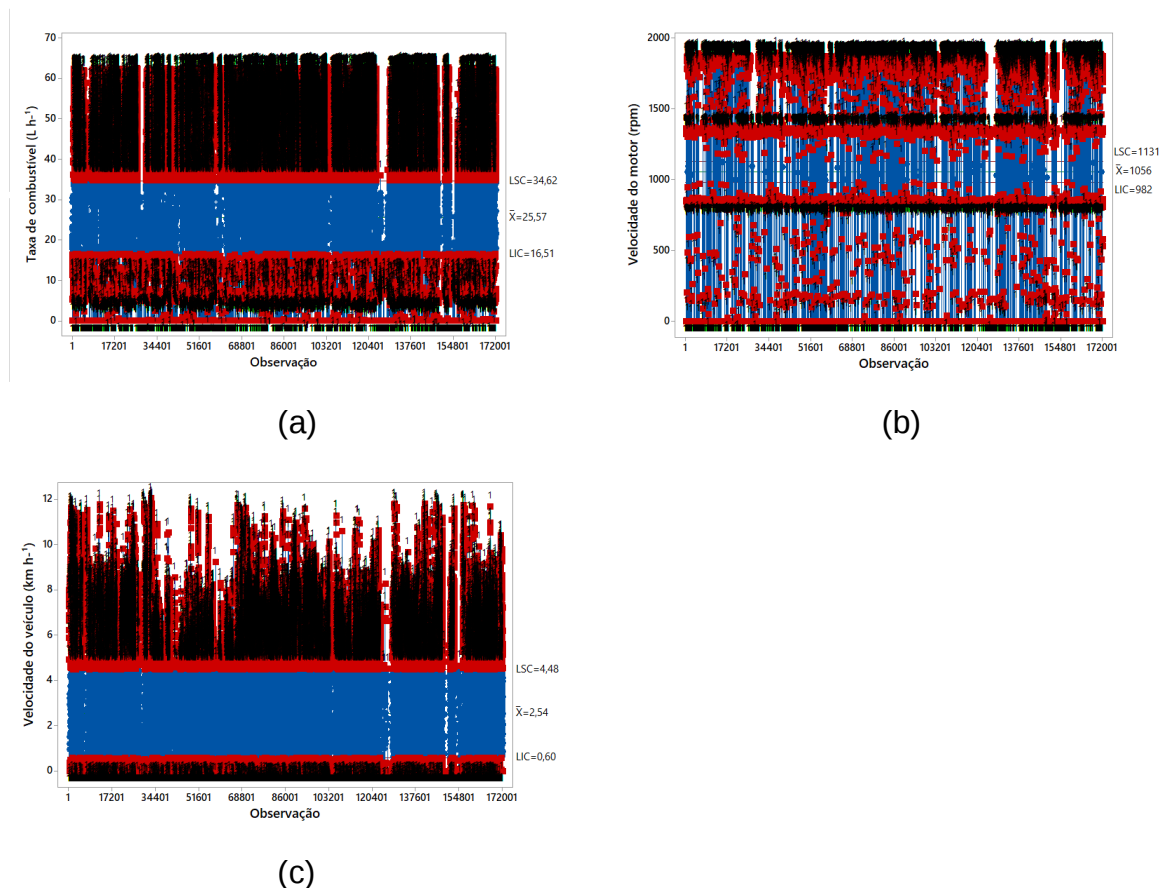


Figura 2. Cartas de controle de valores individuais período de 720 horas – um mês, (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$), (b) velocidade do motor (rpm) e (c) velocidade do veículo ($km h^{-1}$).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Nas cartas de controle Xbarra (Figura 3) para cada atributo e período 24 horas e agrupamentos de 8.640 pontos, a análise começa a ser possível e os agrupamentos estão distribuídos de uma maneira espaçada e compreensível. Contudo, a quantidade de pontos por gráfico não é representativa para realizar tomadas de decisões e devido a cada ponto gerado demandar uma espera de 24 horas de funcionamento da máquina para ser plotado, o que torna inviável para avaliações em tempo real e tomada de ações de prevenção como por exemplo: solicitar ao operador diminuir velocidade de deslocamento da máquina para impactar de forma positiva no consumo de combustível.

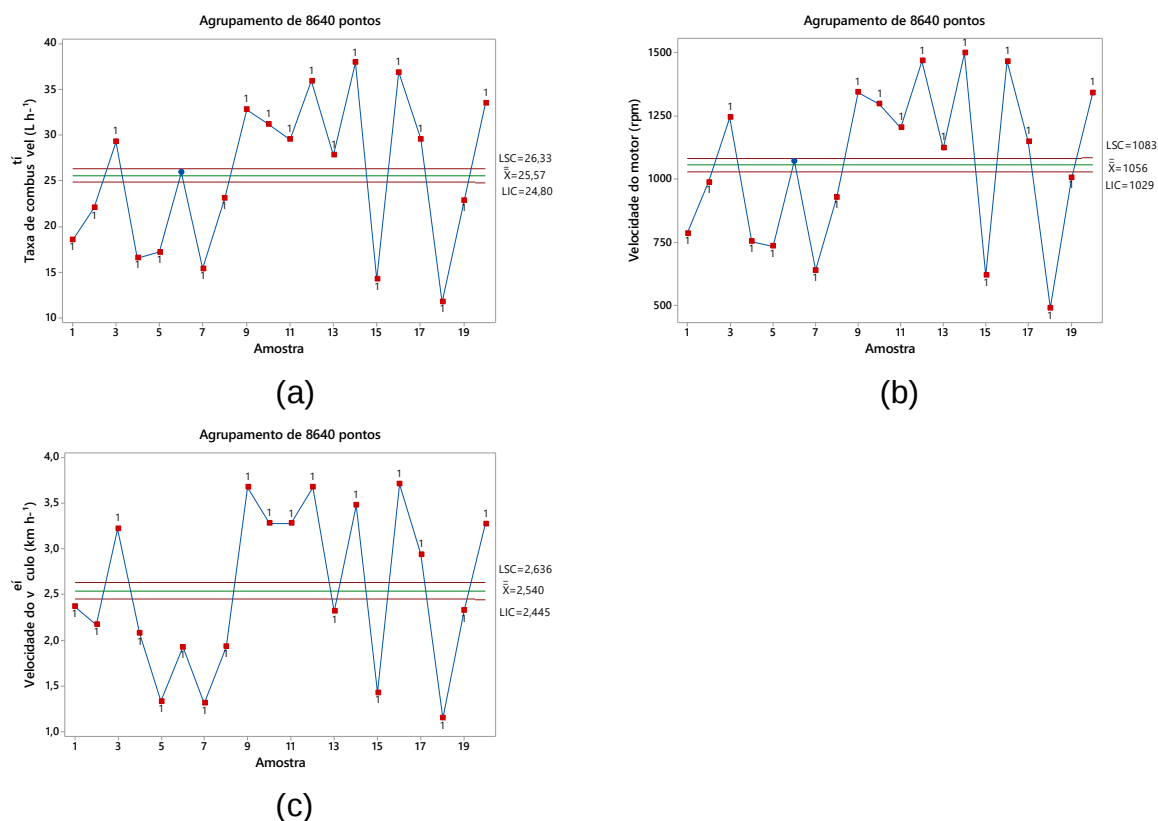
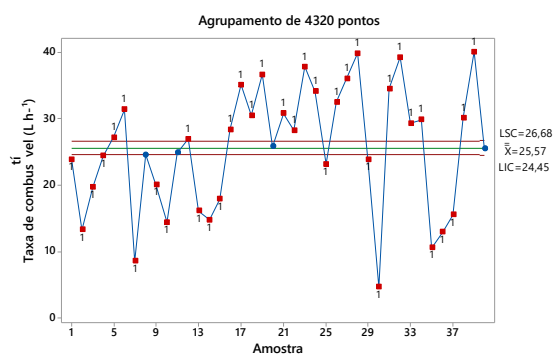


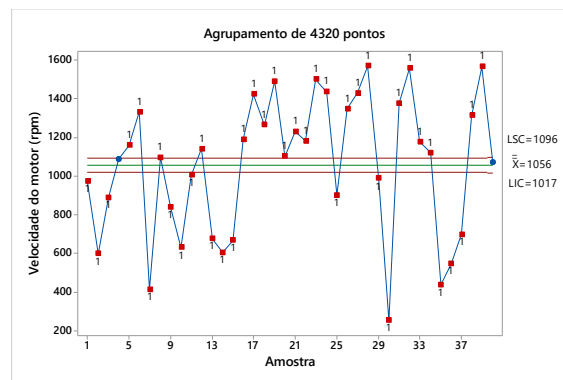
Figura 3. Carta de controle Xbarra período de 24 horas, (a) taxa de combustível ($L \cdot h^{-1}$), (b) velocidade do motor (rpm) e (c) velocidade do veículo ($km \cdot h^{-1}$).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

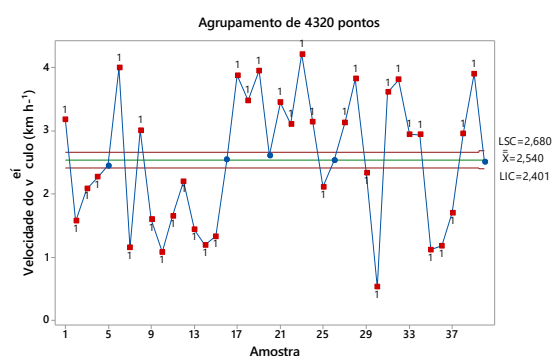
Para as cartas de controle Xbarra (Figura 4), de cada atributo e período de 12 horas e agrupamento de 4.320 pontos, a análise fica mais clara, porém ainda a quantidade de pontos presente no gráfico e o tempo para gerar cada ponto (12 horas) é inviável para gestores de frotas indicarem ações corretivas para qualquer discrepância que possam identificar no processo a partir da análise das cartas de controle.



(a)



(b)



(c)

Figura 4. Carta de controle Xbarra período de 12 horas, (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$), (b) velocidade do motor (rpm) e (c) velocidade do veículo ($km h^{-1}$).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

No período de seis horas e agrupamento de 2.160 pontos para cada atributo, a carta de controle Xbarra (Figura 5) os pontos ficam bem distribuídos e de fácil interpretação, a quantidade de pontos por gráfico é relativamente boa, mas o tempo de geração de cada ponto é muito alto impossibilitando a tomada de ações preventivas a problemas no processo.

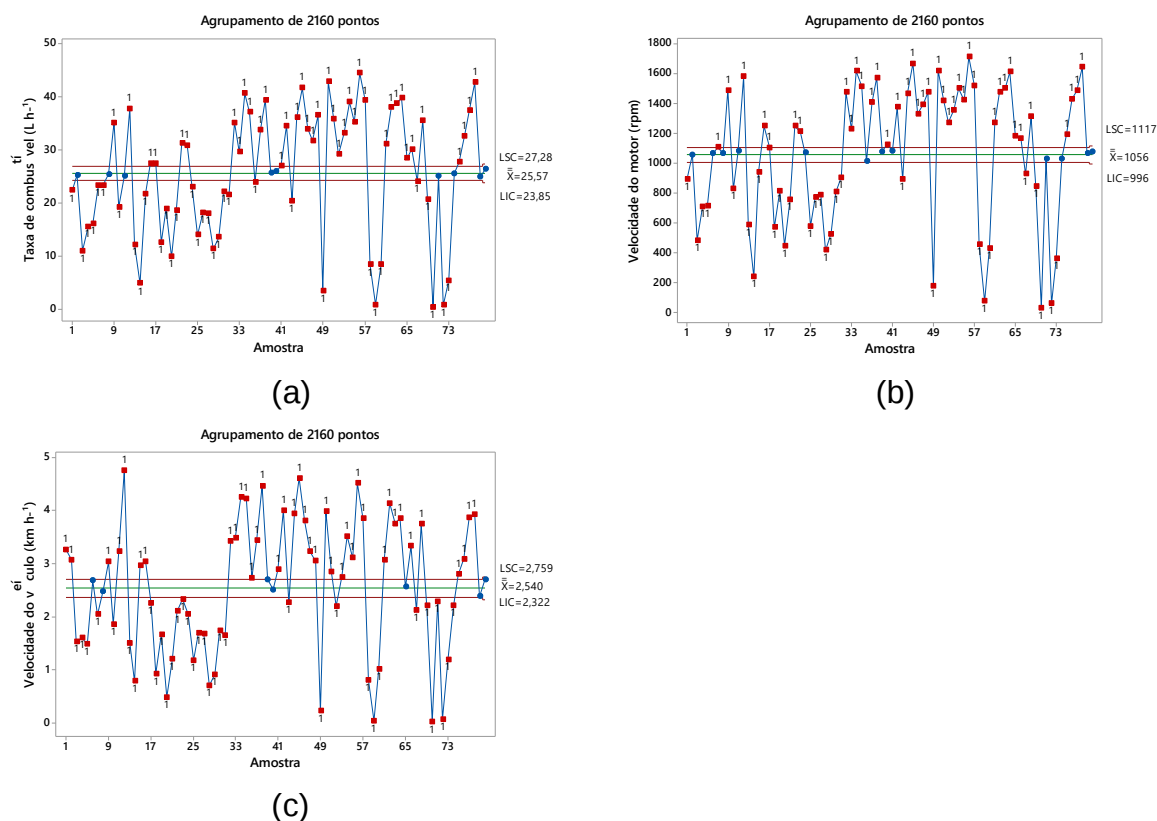


Figura 5. Cartas de controle Xbarra período de seis horas. A) taxa de combustível ($L h^{-1}$), B) velocidade do motor (rpm) e C) velocidade do veículo ($km h^{-1}$).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

As cartas de controle Xbarra (Figura 6) período de três horas e agrupamento de 1.080 pontos, a análise dos dados começa a ficar interessante pois a quantidade de pontos por gráfico é mais adequada à análise em comparação aos demais períodos já citados, porém para análises de dados em tempo real o período para geração dos pontos ainda é alto o que pode impossibilitar na tomada de decisões do processo e inferir com ações para melhoria.

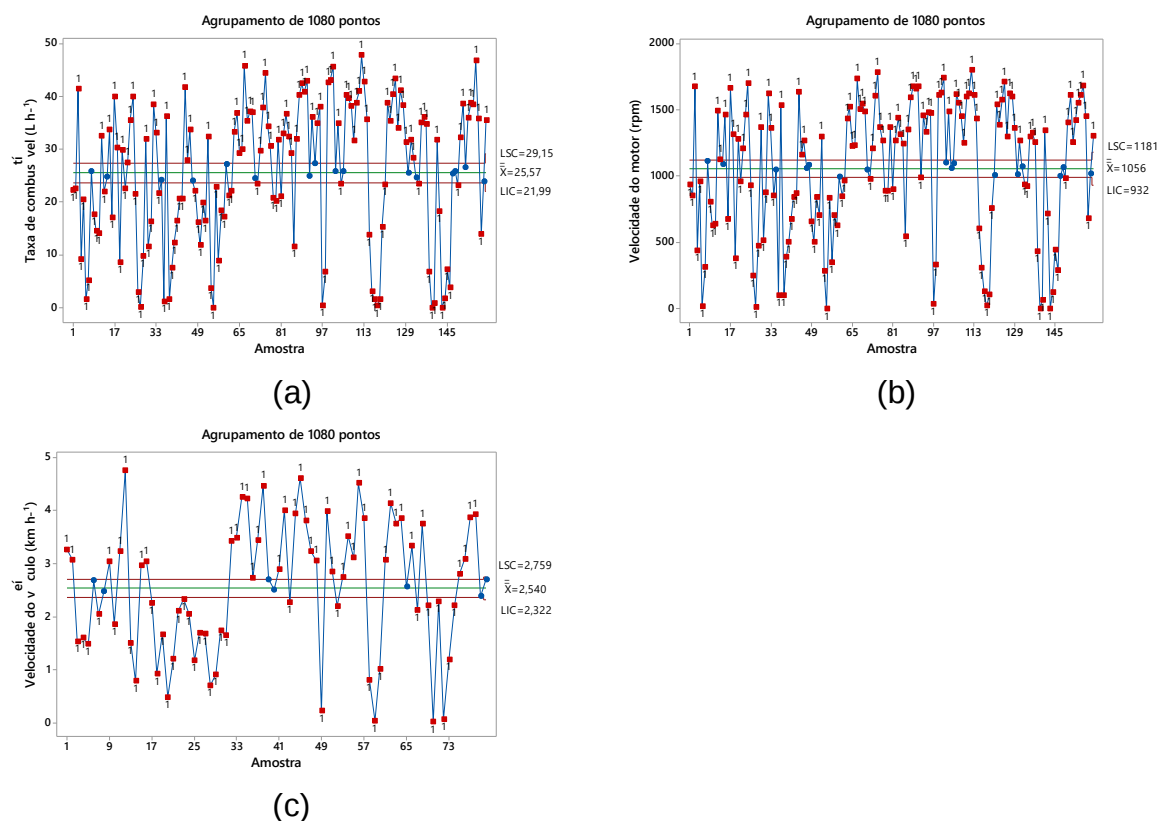


Figura 6. Cartas de controle Xbarra período de três horas, (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$), (b) velocidade do motor (rpm) e (c) velocidade do veículo ($km h^{-1}$).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Por fim, nas cartas de controle Xbarra (Figura 7) de período de uma hora e meia e agrupamento de 540 pontos, a quantidade de pontos nos gráficos são bem expressivas e o período para geração de cada ponto é relativamente curto para o período de análise dos dados e para a tomada de decisões que possam influenciar positivamente o processo de colheita mecanizada de cana-de-açúcar. Cartas de controle com agrupamentos menores que o de 540 pontos podem apresentar pouca clareza nos dados devido a sobreposição de pontos dificultando desta forma qualquer análise crítica dos dados.

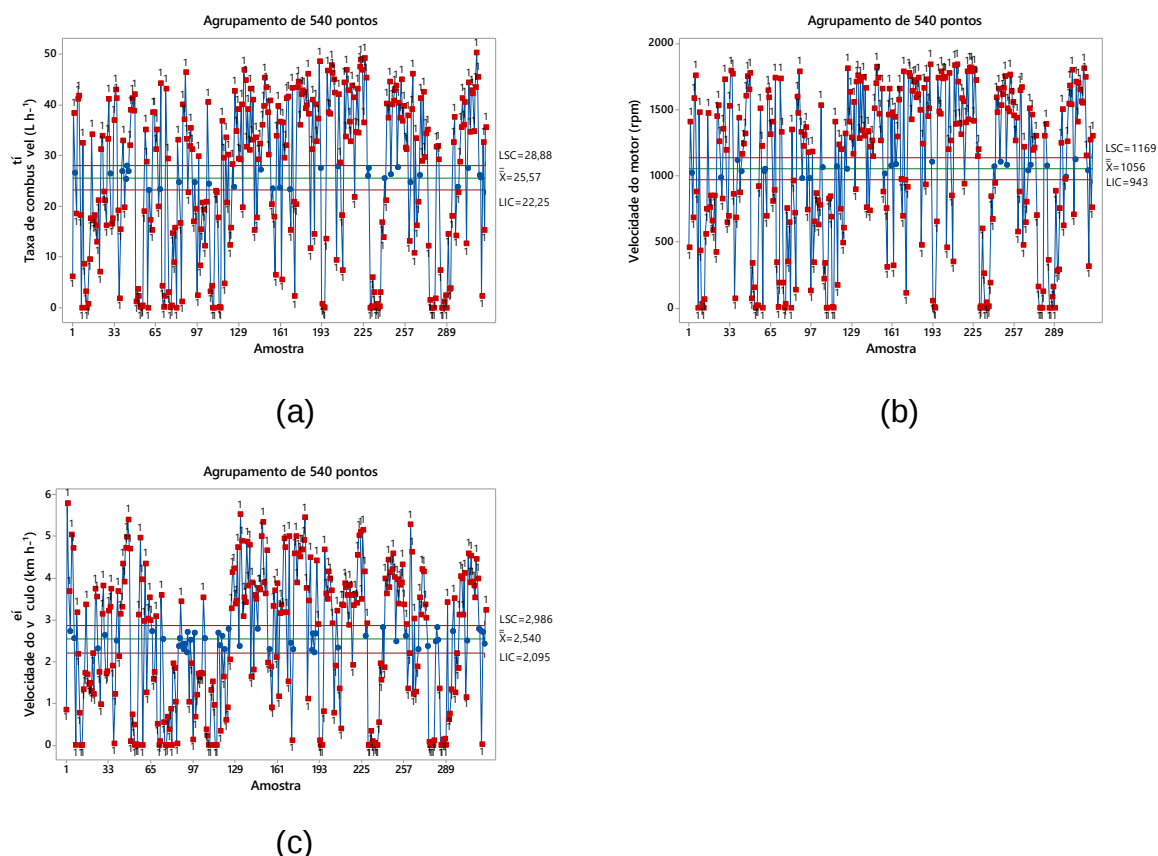


Figura 7. Cartas de controle Xbarra de período de uma hora e meia, (a) taxa de combustível (L h^{-1}), (b) velocidade do motor (rpm) e (c) velocidade do veículo (km h^{-1}).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Dos agrupamentos avaliados, o que representa a melhor visualização para todas as variáveis analisadas foi o agrupamento de 540 pontos para cartas de controle Xbarra de período de uma hora e meia, permitindo uma distribuição dos dados de maneira espaçada e compreensível.

2.4. Conclusões

Para todas as variáveis analisadas i) taxa de combustível (L h^{-1}), ii) velocidade do motor (rpm), iii) velocidade do veículo (km h^{-1}) as cartas de controle podem ser utilizadas para avaliação do grande volume de dados do sistema de telemetria.

O agrupamento de pontos que melhor representa os dados no gráfico é o de 540 pontos das cartas Xbarra de período de uma hora e meia.

Diante do pressuposto, sobre o agrupamento mais eficiente para analisar dados de telemetria dentro das variáveis estudadas, sugere-se estudo para avaliar a qualidade operacional de cada variável analisada afim de utilizar as cartas como ferramenta de tomada de decisão no gerenciamento de frotas.

2.5. Referências bibliográficas

- Bonde, I (2003). Telemetria. Disponível em: www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialmtelemetria/pagina_2.asp. Acesso em: 07 jun. 2017.
- Bonilla, JA (1994). Qualidade total na agricultura: fundamentos e aplicações. Belo Horizonte: Centro de Estudos de Qualidade Total na Agricultura, 334 p.
- Cavalcanti, M, Costa, L, S (2017). BIG DATA Não é Uma Tecnologia. Academia, 2014. Disponível em: https://www.academia.edu/12842285/Big_Data_n%C3%A3o_%C3%A9_uma_tecnologia. Acesso em 07 de Junho 2017.
- Costa, LS (2016). Big Data Estratégico: Um Framework para Gestão Sistêmica do Ecosistema Big Data. Rio de Janeiro: COPPE UFRJ (Mestrado em Engenharia de Produção).
- FAO (2017). The Future of Food and Agriculture: Trends and Challenges; FAO: Rome, Italy; ISBN 9789251095515.
- Kimmerley, S (2015). "INFOGRAPHIC: Here's how much data is created on the web every minute," Business Insider Australia. [Online]. Available: <http://www.businessinsider.com.au/infographic-heres-how-much-data-is-created-on-the-web-every-minute-2015-8>. [Accessed: 26-April-2020].
- Kshetri, N (2016). Big data's potential in developing economics: impact on agriculture, health and environmental security. Boston, MA: CABI,
- Massruhá, SMFS, LEITE, MAA. (2016). Agricultura Digital. RECoDAF – **Revista Eletrônica Competências Digitais para Agricultura Familiar**, Tupã, v. 2, n. 1, p. 72-88, jan/jun. ISSN: 2448-0452.
- Maldaner, LF, Corrêdo, LP, Tavares, TR, Mendez, LG, Duarte, C & Molin, JP (2018). Identify and filter out outliers in spatial datasets. In Proceedings of the 14th

International Conference on Precision Agriculture (unpaginated, online). Monticello, IL: International Society of Precision Agriculture.

MINITAB (2017). Visão geral de carta Xbarra. Disponível em: <https://support.minitab.com/pt-br/minitab/18/help-and-how-to/quality-and-process-improvement/control-charts/how-to/variables-charts-for-subgroups/xbar-chart/before-you-start/overview>. Acesso em 10 de Junho 2017.

Montgomery, DC (2017). Introdução ao controle estatístico da qualidade. Rio de Janeiro: LTC, 549p.

Rozas, N (2004). O que é telemetria. Revista Gás Brasil, p. 13, nov.. Disponível em: http://www.syspro.com.br/area_conhecimento/artigos/art_001_temetria1.pdf. Acesso em: 19 out. 2018.

Samohyl, RW (2009). Controle Estatístico da Qualidade. Rio de Janeiro: Elsevier, 352 p.

Silva, RP, Voltarelli, MA, Cassia, MT (2015). Controle de qualidade em operações agrícolas mecanizadas. – 1ª ed. – Jaboticabal: SBEA, 244 p.

VALTRA (2017). Gerenciamento de máquinas AgCommand. Disponível em: www.valtra.com.br/assets/especificacaoProduto/ATS%20AgCommand%20BAIXA%20FOP.pdf. Acesso em 10 de Junho 2017.

Xie, M, Goh, TN, Kurakmani, V, (2002). Statistical Models and Control Charts for High Quality Processes. Springer.

Walker, B (2015). “Every Day Big Data Statistics - 2.5 Quintillion Bytes of Data Created Daily -,” 05-Apr.

CAPÍTULO 3: INDICADORES CRÍTICOS EM UM SISTEMA DE TELEMETRIA DA COLHEITA MECANIZADA DE CANA-DE-AÇÚCAR

RESUMO

A colheita mecanizada de cana-de-açúcar é um dos processos mais importantes da cadeia sucroenergética. A avaliação de indicadores críticos operacionais é imprescindível para detectar e reduzir a variabilidade do processo de colheita ao longo do tempo e garantir o sucesso da operação. O emprego de sistemas de telemetria que geram dados dos indicadores é um aliado à gestão de frotas, pois informações extraídas de sensores instalados nos equipamentos podem auxiliar nas tomadas de decisões após o correto tratamento. O presente trabalho apresenta um estudo da aplicação da Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (Failure Mode and Effect Analysis – “FMEA”) como ferramenta para priorização de indicadores críticos de um sistema de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar, baseado na coleta de dados de questionários, com intuito de serem geridos com tomadas de decisões recomendadas que possam auxiliar no gerenciamento de frotas. Verificou-se que com o emprego do FMEA dentre os 25 indicadores do sistema de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar estudados, 12 foram priorizados como mais importantes, devido ao alto índice de prioridade de risco (IPR) calculado, como indicadores críticos para auxiliar as tomadas de decisões, sendo dentre eles a velocidade do veículo a que mais pode influenciar no demais indicadores.

Palavras-chave: FMEA (Análise de Modos de Falha e seus Efeitos), RPN (Número de Prioridade e Risco), *Saccharum spp.*, GPRS (Serviço Geral de Rádio por Pacotes), GSM (Sistema Global de Comunicação Móvel)

ABSTRACT

Mechanized sugar cane harvesting is one of the most important processes in the sugar-energy chain. The evaluation of critical operational indicators is essential to detect and reduce the variability of the harvesting process over time and guarantee the success of the operation. The use of telemetry systems that generate data from the indicators is an ally to fleet management, since information extracted from sensors installed in the equipment can assist in decision making after the correct treatment. This article presents a study of the application of Failure Mode Analysis and its Effects ("Failure Mode and Effect Analysis -" FMEA ") as a tool for prioritizing critical indicators of a telemetry system for mechanized sugarcane harvesting, based on in the collection of questionnaire data, in order to be managed with recommended decision making that can assist in fleet management. It was found that with the use of FMEA among the 25 indicators of the telemetry system of mechanized sugarcane harvest studied, 12 were prioritized as the most important, due to the high risk priority index (IPR) calculated, as indicators critical to assist decision making, among which is the vehicle speed that can most influence other indicators.

Keywords: FMEA (*Failure Mode Effect Analysis*), RPN (*Risk Priority Number*), *Saccharum spp.*, GPRS (*General Packet Radio Service*), GSM (*Global System for Mobile*). Digital Agriculture

3.1. Introdução

A cadeia sucroenergética representa uma fonte geradora de riquezas no Brasil, e de acordo com o relatório de atividades 2012/2013 a 2018/2019 da União da Indústria de Cana-de-Açúcar (UNICA, 2019), corresponde por cerca de 10% do PIB do agronegócio brasileiro.

A colheita mecanizada é um dos principais processos dentro da cadeia produtiva de açúcar e etanol no país. O percentual de crescimento deste processo saltou de 24,4% na safra 2007/8 para 91,8% na safra 2019/20 (CONAB, 2019).

Junto a este crescimento da colheita mecanizada houve uma evolução das tecnologias embarcadas nos equipamentos agrícolas. O advento da Agricultura Digital ou Agricultura 4.0 tornou os sistemas interconectados entre o meio físico e virtual de forma a otimizar a tomada de decisões e melhorar os processos de produção, otimizando o uso de recursos naturais e insumos (Massruhá; Leite, 2017).

Antes das tecnologias de informação e comunicação, a coleta e gerenciamento de dados provenientes do campo eram tarefas que demandavam muito tempo e mão-de-obra para executar, mas com o advento de tecnologias modernas e de sistemas de comunicações permitiu que uma grande massa de dados (*Big Data*) do campo seja adquirida com precisão (Tseng et al., 2006).

Segundo a Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico - OCDE (2015), as Tecnologias de Comunicação da Informação (TICs), incluindo a internet, aliadas a sensores conectados ao mundo físico, alavancam grandes volumes de dados digitais, que juntamente com a capacidade de combiná-los e analisa-los formam os chamados "*Big Data*".

O grande desafio do *Big Data* no contexto da gestão agrícola é representado pela presença de volumosos dados transportados para nuvem, serviços de Web que necessitarão garantir que as explorações ou modelagem dos dados utilizem algoritmos científicos recentes, avançados e bem examinados, de modo a auxiliar o gerenciamento das fazendas, que será executado por aplicativos, permitindo o acesso seguro e ilimitado das informações por estes sistemas (Zhang, 2016).

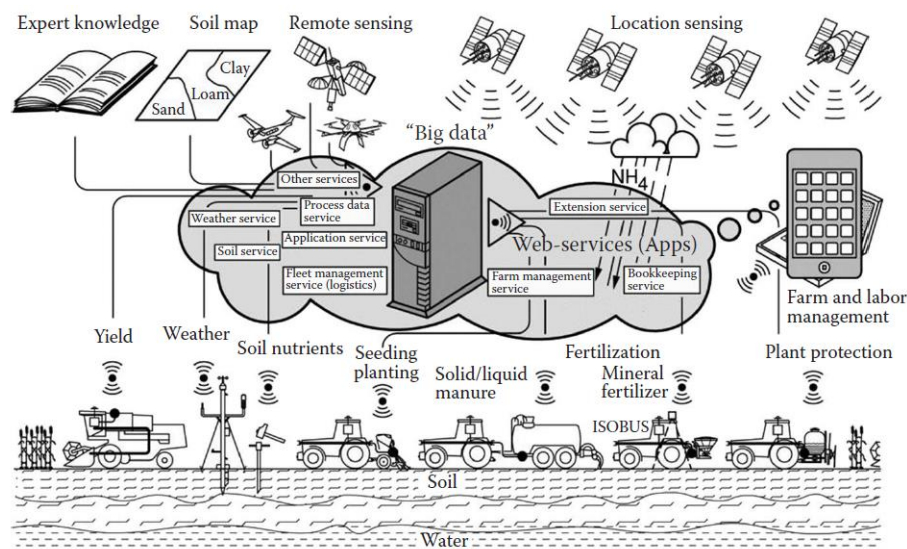


Figura 1. *Big data* baseado em nuvem na agricultura de precisão

Fonte: Zhang (2016)

Sistemas de telemetria são exemplos das novas tecnologias embarcadas nos equipamentos agrícolas para transmissão de dados via sinal de celular GSM (Sistema Global de Comunicação Móvel), GPRS (Serviço Geral de Rádio por Pacotes) e sinal de satélite, dentre outras formas. Estes sistemas coletam, armazenam e transmitem, em tempo real, dados provenientes de sensores instalados nos equipamentos para um servidor na internet, permitindo que os usuários acessem os dados a partir de qualquer dispositivo que tenha acesso à rede (AGCO, 2020).

Com a telemetria os dados são disponibilizados por meio de plataformas na web de forma tratada como gráficos, tabelas, relatórios personalizados e, também, de forma bruta em arquivos de Excel formato CSV que servirão de base de informações para o gerenciamento das atividades do campo.

Segundo Yaling (2016), o Serviço Geral de Rádio por Pacotes (GPRS) é um Sistema Global de Comunicação Móvel (GSM), um tipo de serviço de dados móveis disponível para usuários de telefones móveis. O sistema GPRS é um sistema de comunicação bidirecional, no qual os dados perdidos podem ser recuperados remotamente. Além disso, oferece maior resolução temporal da transmissão de dados em comparação à telemetria por satélite, e o intervalo de medição pode ser ajustado pelo usuário (Shende et al., 2017).

Os dados gerados por sistemas de telemetria são armazenados em sistemas de Tecnologia da Informática (TI) localizados na internet ou na nuvem. Quando há vários dispositivos adquirindo dados de vários parâmetros com alta frequência, a massa de dados coletados no servidor da internet aumenta tanto que são necessárias ferramentas modernas de análise para lidar com esses grandes volumes de dados (Oksanen et al., 2016).

Dentro desta massa de dados gerada existem informações com ruídos e até mesmo dados que não são necessários para análise. Desta forma, é preciso realizar um tratamento destes dados para poder extrair as melhores informações que auxiliarão os gestores nas tomadas de decisão.

Uma importante ferramenta para auxiliar no tratamento de dados provenientes de sistemas de telemetria e priorizar as informações relevantes é a Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA). FMEA pode ser descrito como uma técnica de engenharia utilizada para definir, identificar e/ou eliminar falhas conhecidas e/ou potenciais, problemas, erros e assim por diante, do sistema, projeto, processo e/ou serviço antes que eles cheguem ao cliente (Omdahl, 1988).

A utilização da FMEA como ferramenta para identificar indicadores críticos de qualidade nos processos agrícola, como na colheita mecanizada de rebolos de cana-de-açúcar, pode conduzir à elaboração de um plano de melhorias que visa reduzir a variabilidade do processo, a fim de adequá-lo dentro dos limites estabelecidos e/ ou calculados (Voltarelli et al., 2018).

Barros e Milan (2010) utilizaram também da metodologia do FMEA para definição dos indicadores críticos do plantio de cana-de-açúcar, obtendo como resultados a priorização de dois fatores dentre 16 levantados como passíveis de avaliação, devido aos valores obtidos no índice de prioridade de risco (IPR).

Segundo Liu (2016), a priorização dos modos de falha no FMEA é determinada pelo número de prioridade de risco (NPR) ou índice de prioridade de risco (IPR), que é obtido por meio da multiplicação dos fatores de risco S, O e D para cada falha, em que “S” é a severidade (gravidade, consequência) da falha, “O” é a probabilidade ou frequência da falha e “D” é a capacidade de detectar a falha antes que o impacto do

efeito seja realizado. Para obter a NPR de um modo de falha potencial, cada um dos três fatores de risco é geralmente classificado em uma escala numérica que varia de 1 a 10.

Ao analisar volumosos dados de telemetria é possível encontrar falhas, erros e informações desnecessárias que necessitam ser analisados, filtrados e priorizados para serem utilizados como fonte de informação confiável. Portanto, partindo da hipótese de que o FMEA pode ser utilizado para definir prioridades em indicadores críticos de processos agrícolas que utilizam sistemas de telemetria como dados para tomadas de decisão, objetivou-se identificar quais indicadores de um sistema de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar são prioritários, a partir do uso conjunto de dois critérios de priorização: método gráfico (Stamatis, 2014) que faz uso do cálculo da moda dos critérios que são utilizados para cálculo do índice de prioridade e risco (IPR) e utilização da tabela de interpretação do IPR (Crowe et al., 2001).

3.2. Material e métodos

O trabalho foi realizado por meio da análise das respostas de um questionário (Figura 2) elaborado e aplicado para participantes que atuam como profissionais da cadeia sucroenergética brasileira com ênfase no setor de colheita mecanizada de cana-de-açúcar. O questionário abordou perguntas relacionadas aos indicadores de status de funcionamento de uma máquina colhedora de cana-de-açúcar referente ao sistema de telemetria AgCommand®.

Classificação de indicadores de desempenho do processo de colheita mecanizada de cana-de-açúcar

Identificar quais são as variáveis mais importantes para avaliar o desempenho da colheita mecanizada de cana-de-açúcar a partir de dados de um sistema de telemetria.

*Obrigatório

Endereço de e-mail *

Seu e-mail

Nome *

Texto de resposta curta

Função/ cargo *

Texto de resposta curta

Profissão: *

Texto de resposta curta

Empresa/ Instituição *

Texto de resposta curta

Seção 2 de 27

Indicadores

Nos itens de 1 a 25 são apresentados indicadores de desempenho do processo de colheita mecanizada de cana-de-açúcar. Dentre estes itens escolha uma nota de 1 a 10 quanto a: severidade (o quanto o item é prejudicial para avaliar o desempenho da colhedora), ocorrência (com que frequência você acha que o desempenho da colhedora é afetado pelo item) e detecção (facilidade em detectar as informações do indicador na colhedora ou campo durante operação).

Seção 3 de 27

1- Obstrução do filtro de ar motor (indica quando o filtro está obstruído necessitando sua substituição).

Descrição (opcional)

Severidade *

Severidade: o quanto o item é prejudicial para avaliar o desempenho da máquina

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Não prejudicial ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Altamente prejudicial

Ocorrência *

Ocorrência: com que frequência você acha que o desempenho da colhedora é afetado pelo item

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Difícil de ocorrer ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Ocorre com alta frequência

Detecção *

Detecção: facilidade em detectar as informações do indicador na máquina ou campo durante operação.

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10

Fácil de detectar ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ ☐ Muito difícil de detectar

Figura 2. Exemplo do questionário encaminhado para os participantes da pesquisa.

Fonte: dados originais da pesquisa

O sistema de telemetria AgCommand® consiste em uma ferramenta para o gerenciamento de frotas, que fornece informações de posicionamento e funcionamento de máquinas. Os dados das máquinas em campo são gerados com exatidão a partir de sensores e unidades de controle eletrônico (*Electronic control unit* - ECU) e encaminhados, via sinal de celular, para um servidor, de forma automática e autônoma, com informações de localização, velocidade, horas de trabalho do motor, além do status de operação VALTRA (2019).

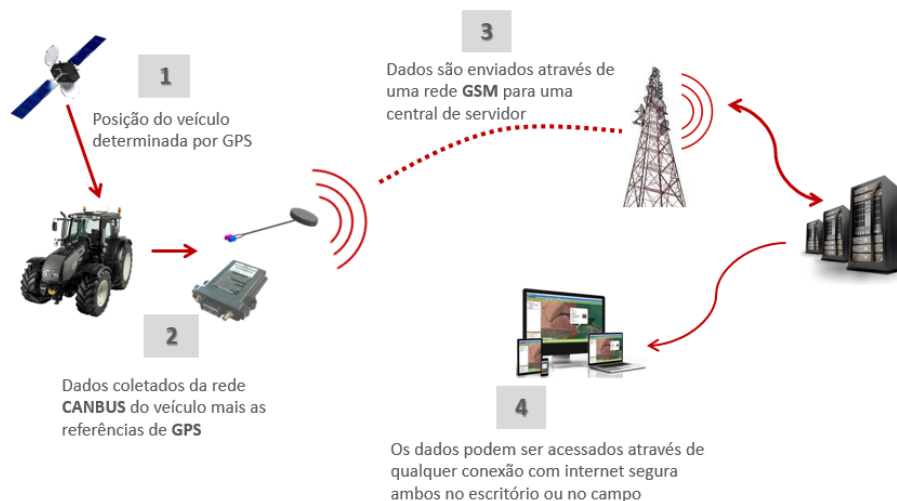


Figura 3. Modo de funcionamento de um sistema de telemetria com transmissão de dados via Sistema Global de Comunicação Global (GSM).

Fonte: dados originais da pesquisa, AGCO

Os componentes constituintes do sistema de telemetria AgCommand que fazem a coleta de dados da máquina através da rede CANBUS, coleta da posição geográfica da máquina e envio dos dados da rede CANBUS através de rede GSM para uma central de servidor são respectivamente o módulo AM 53, antena GPS e a antena GPRS.

O status de operação é composto por um conjunto de 25 indicadores: obstrução do filtro de ar do motor, altura do corte de base, carga do motor, consumo total de combustível, direção de acionamento, horas do elevador, acionamento do corte de pontas, acionamento da tração industrial, acionamento do extrator principal, *headlight* status (luzes de trabalho), horas de colheita, horas do motor, intensidade sinal GSM, nível de combustível, pressão do corte de base, pressão do óleo do motor, status da orientação, status do acionamento do elevador, taxa de combustível, temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal, velocidade do motor, velocidade do veículo e área total colhida.

A partir do levantamento dos indicadores disponíveis no sistema de telemetria da colhedora foi elaborado e encaminhado, de forma digital, um questionário, por meio

do programa de internet Formulários Google, o qual permite gerar formulários com perguntas e respostas que são armazenadas no site do programa.

Os questionários foram encaminhados para 41 profissionais com perfis pré-selecionados. O critério principal para a escolha de cada participante foi de ter conhecimento e experiência na área de colheita mecanizada de cana-de-açúcar. Os perfis selecionados foram classificados em: gestores (diretores, gerentes, supervisores e coordenadores), pesquisadores (professores, doutorandos e mestrandos da área de pesquisa em mecanização agrícola), projetistas (engenheiros da área de Engenharia de Produto da empresa fabricante de máquinas agrícolas) e operadores de colhedora de cana-de-açúcar.

Os participantes também foram divididos quanto ao tempo de trabalho na cadeia sucroenergética em quatro níveis: 1 a 5 anos de experiência, 6 a 10 anos, 11 a 15 anos e acima de 15 anos, de modo classificar a experiência dos participantes no assunto abordado.

A distribuição do questionário compreende perfis distribuídos nos Estados de Goiás, São Paulo, Paraná e Rio Grande do Sul, estes representam a maior parte da produção de cana-de-açúcar do país, com expectativa de produção para safra 2019/2020 de 517,65 milhões de toneladas de cana-de-açúcar, representando quase 92% da produção nacional (CONAB, 2019).

Os 25 indicadores do sistema de telemetria foram classificados como os potenciais modos de falha do equipamento, pois são informações previamente selecionadas pelo fabricante da colhedora para serem acompanhadas na avaliação do desempenho da máquina em campo. Sendo assim, a utilização do método de *Brainstorming* para identificação dos indicadores constituintes da telemetria foi realizada pelo fabricante AGCO durante a fase de desenvolvimento do produto.

Utilizou-se a metodologia da análise do modo de efeito de falha (FMEA) para priorização dos principais potenciais modos de falha dos 25 indicadores do sistema de telemetria a partir da aplicação do questionário aos participantes.

O formulário foi composto por 25 questões, cada uma correspondente a uma variável do sistema de telemetria, já identificadas como os indicadores críticos para

avaliação do desempenho da colhedora de cana-de-açúcar. Em cada questão os participantes elencaram notas em uma escala de 1 a 10 (Tabela 1), conforme método adaptado de Yazdi (2017), para os critérios de severidade (S), ocorrência (O) e detecção (D). O período de aplicação do questionário compreendeu-se entre 02 de julho a 14 de agosto de 2019.

Tabela 1. Escala de notas para avaliação de indicadores críticos.

Notas	Escala qualitativa de avaliação dos critérios		
	Severidade	Ocorrência	Detecção
1	Não prejudicial	Difícil ocorrer	Fácil detectar
2			
3			
4			
5	Moderadamente prejudicial	Ocorre moderadamente	Moderadamente detectável
6			
7			
8			
9			
10	Altamente prejudicial	Ocorre com alta frequência	Muito difícil de detectar

Fonte: Adaptado de Yazdi, 2017.

Após a atribuição das notas para cada critério dos modos potenciais de falha (indicadores do sistema de telemetria) foi calculada a moda (valor que mais se repete), conforme Menezes (2018), pelo fato de o valor das notas se tratar de valores discretos. Desta forma, o valor da moda de cada modo foi utilizado para obter o IPR de cada modo de falha, multiplicando-se os valores da moda de cada critério entre si de acordo com equação 1 (Stamatis, 2014).

$$\text{IPR} = S \times O \times D \quad (1)$$

em que:

IPR: índice de prioridade de risco;

S: moda do critério severidade;

O: moda do critério ocorrência;

D: moda do critério detecção.

Para priorização dos indicadores considerados como modo potencial de falha foi considerado o método gráfico (Stamatis, 2014), no qual os valores da moda dos critérios severidade e ocorrência de cada variável foram plotados no eixo “x” e “y” respectivamente, e onde, o ponto foi plotado no gráfico indicou se a variável é de baixa, média ou alta prioridade. Além disso, este método despreza os valores de detecção, que no caso do presente trabalho é um parâmetro de fácil obtenção, pois todos os indicadores são adquiridos por meio da telemetria através de sensores de alta precisão, localizados na colhedora.

Os valores para severidade e ocorrência que limitam as áreas do gráfico (Figura 3), separando os modos potenciais de falha em alta, média e baixa prioridade, foram escolhidos em comum acordo com a equipe FMEA, formada por pesquisadores da área de mecanização agrícola e projetistas da empresa fabricante de máquinas.

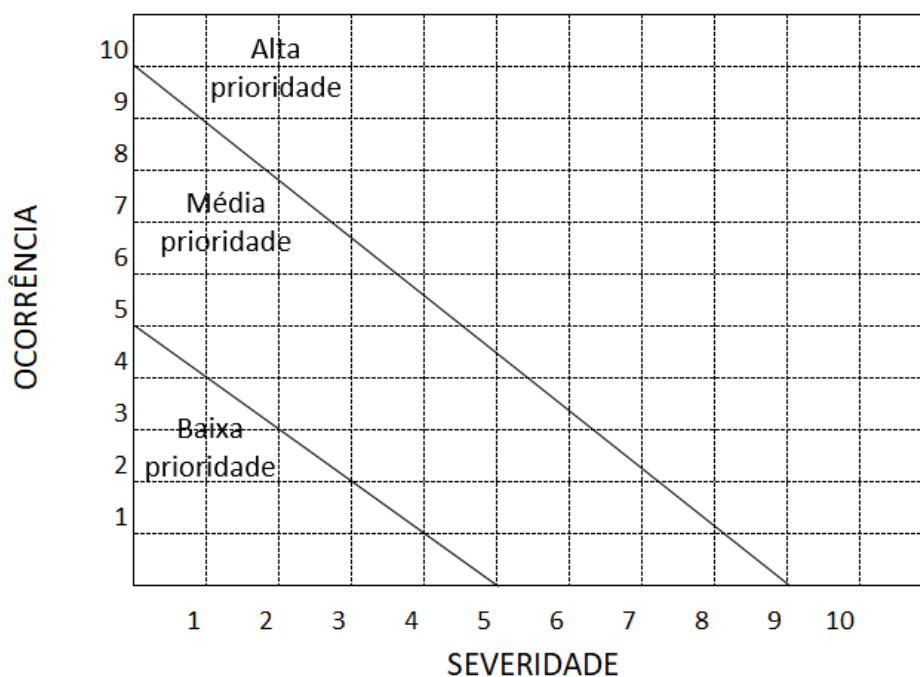


Figura 4. Gráfico de área mostrando os níveis de prioridade

Fonte: adaptado de Stamatis (2014).

Foram então definidos para severidade o valor 9 e para ocorrência, valor 10. Assim, todos os modos de falhas que ficaram acima desses limites, foram classificados como de alta prioridade. Modos de falha que ficaram com valores de severidade e ocorrência até 5 foram classificados como baixa prioridade e, consequentemente, os demais valores foram classificados como modos de falha com média prioridade.

Após o uso do método gráfico para priorização dos modos potenciais de falha, foi realizada uma revisão da priorização, por meio do consenso da equipe FMEA, conforme descrito a posteriori no trabalho. A revisão teve como princípio a tabela de interpretação do IPR (Crowe et al., 2001) (Tabela 2) que classifica indicadores com IPR maior que 64 como risco principal, que requerem ações para diminuir o valor deste índice.

Tabela 2. Tabela de interpretação do IPR.

Escala	Classificação
1 <IPR< 18	Risco menor
18 <IPR< 64	Risco moderado
IPR> 64	Risco principal

Fonte: Crowe et al., 2001

Uma vez priorizadas e depois realizada a revisão da priorização dos indicadores, foram selecionados aqueles com valor de IPR igual e superior a 64. O valor limite representa uma falha altamente prejudicial na escala da severidade, e de ocorrência moderada.

3.3. Resultados e discussão

As respostas dos questionários englobaram pessoas dos Estados de São Paulo, 80%, seguido pela região Sul abrangendo apenas os Estados do Paraná e Rio Grande do Sul, 12% e o Estado do Goiás com 8%.

A representação do perfil dos participantes teve como maioria os cargos de gestão (diretores, gerentes, supervisores e coordenadores) com 54% do total dos questionários. Este perfil confere aos dados, maior confiabilidade na classificação da priorização dos indicadores avaliados, pois são estes cargos que estão à frente das tomadas de decisões das empresas.

Os perfis relacionados à condução de projetos de máquinas agrícolas e operadores de colhedoras de cana-de-açúcar tiveram a mesma porcentagem dentro do total de participantes, com 17% cada.

Dentro do perfil de projeto estão inseridos engenheiros mecânicos, engenheiros eletricitas e engenheiros agrônomos que trabalham diretamente com projetos de máquinas colhedoras de cana-de-açúcar.

Profissionais da área de pesquisa em mecanização agrícola representaram 12% dos participantes. Este perfil está intimamente ligado com pesquisa em Agricultura Digital usando inteligência artificial, modelagem de dados e controle de qualidade em operações agrícolas mecanizadas.

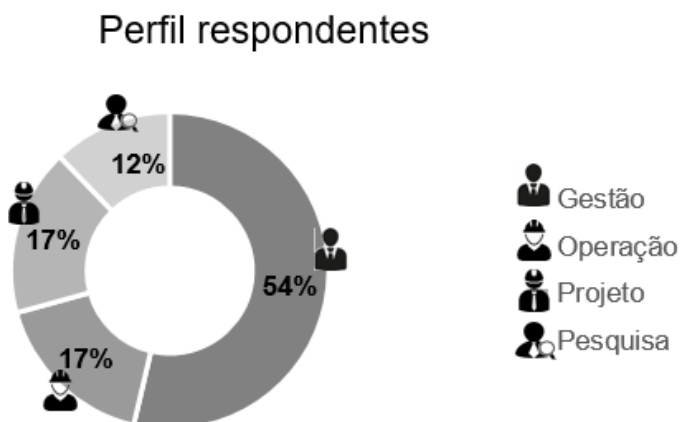


Figura 5. Distribuição dos perfis dos participantes da pesquisa.

Fonte: dados originais da pesquisa.

De acordo com o perfil dos participantes, a maior parcela se enquadrou na faixa de 6 a 10 anos de experiência, totalizando 39%. Um quarto dos participantes da pesquisa se enquadrou na faixa de 11 a 15 anos de experiência no ramo. Nesta faixa 90% são representados pelo perfil de gestão de unidades produtoras de cana-de-açúcar do estado de São Paulo e Goiás.

Do total de participantes 93% estão acima de 6 anos de experiência no ramo o que evidencia que os respondentes da pesquisa possuem, relativamente, um bom conhecimento na cadeia sucroenergética. Esta porcentagem proporciona maior confiabilidade aos dados decorrente do nível de experiência dos participantes. Apenas 7% dos participantes podem ser considerados menos experientes por apresentarem de 1 a 5 anos de experiência na cadeia sucroenergética. Esta parcela de participantes é representada pelos perfis de gestores, pesquisadores e projetistas.

Em relação a priorização dos indicadores críticos pelo método gráfico (Figura 6) observa-se que apenas a intensidade do sinal GSM (item nº 13) foi considerada como de baixa prioridade, apresentando IPR de 1 na opinião da maioria dos

respondentes. Este indicador representa a porcentagem de sinal GSM disponível para a área onde a máquina está trabalhando. Embora este indicador tenha recebido notas baixas na pesquisa, isso pode demonstrar que o interesse em ter cobertura de sinal de celular em uma área agrícola esteja no começo da implementação desta tecnologia, mas que outras empresas já veem este indicador como essencial para a automação de atividades agrícolas, pois sua utilização deve aumentar a eficiência em processos que requerem alta velocidade na transferência de dados.

Os indicadores direção de acionamento (5), acionamento do corte de pontas (7) e *headlight* status (10) (indica o status das luzes de trabalho da máquina – ligada ou desligada) foram considerados como de média prioridade e risco, com valores de IPR de 5, 20 e 5, respectivamente. Todos os demais indicadores situaram-se na faixa de alta prioridade e risco. Dentre os indicadores de alta prioridade, destacam-se a altura do corte de base (2), horas do elevador (6), acionamento do extrator principal (9), pressão do corte de base (15), status da orientação (17), taxa de combustível (19), e velocidade do veículo (24), que apresentaram severidade e ocorrência iguais a 10, resultando em IPR de 100.

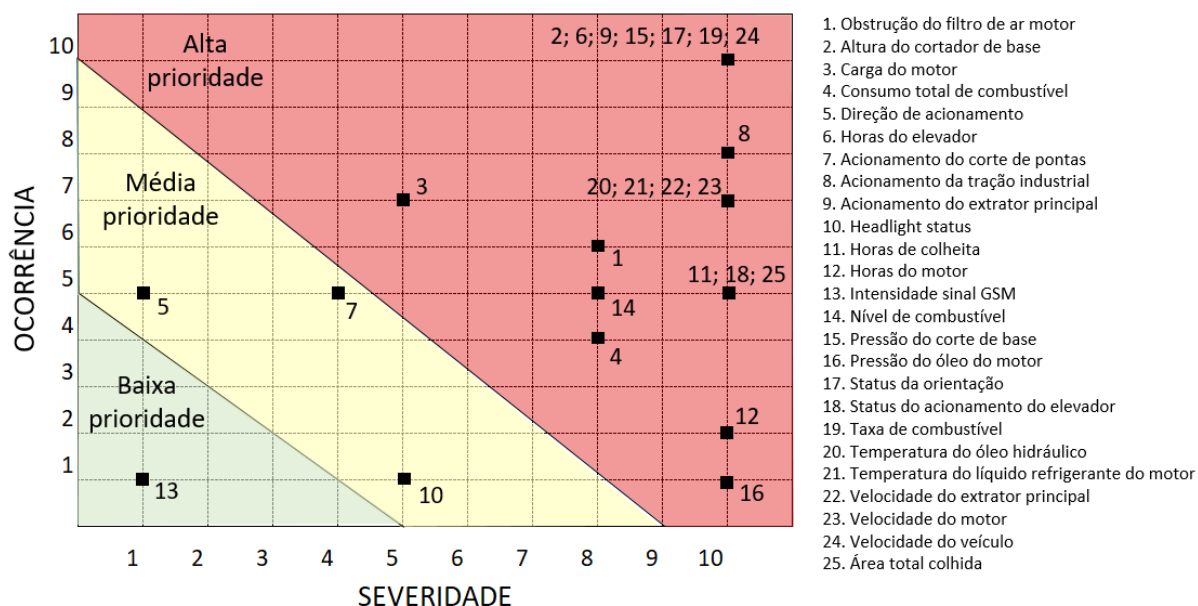


Figura 6. Gráfico de área de priorização dos indicadores críticos.

O método gráfico proporcionou identificar, dentro do limite de alta prioridade, modos potenciais de falha em destaque (altura do cortador de base, horas do

elevador, acionamento da tração industrial, acionamento do extrator principal, pressão do corte de base, status da orientação, taxa de combustível, temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal, velocidade do motor e velocidade do veículo), devido a concentração desses pontos nos maiores valores de IPR calculado (100, 80 e 70). Desta forma, a equipe FMEA considerou realizar uma nova priorização, pois pelas respostas dos participantes do questionário entende-se que estes modos de falhas requerem maior atenção para serem analisados e adequados com ações que melhorem a confiabilidade e disponibilidade das máquinas em campo. Esses modos foram revisados quanto à priorização, considerando como prioritários os com notas de IPR igual e acima de 64 conforme a tabela (Tabela 2) de interpretação de Crowe et al., (2001).

Dos 21 indicadores alocados como alta prioridade pelo método gráfico, 12 foram reclassificadas como realmente prioritárias (Figura 7) e que, portanto, necessitam maior atenção nas análises de seus dados para que possam gerar informações úteis às tomadas de decisão dos gestores de frota.

Os demais indicadores segundo a tabela de interpretação de IPR são classificadas de risco moderado, o que de acordo com a metodologia FMEA devem ser conduzidas ações para estas variáveis somente após as de alta prioridade terem sido controladas ou eliminadas o risco de produzirem falhas no processo ou produto (Stamatis, 2014).

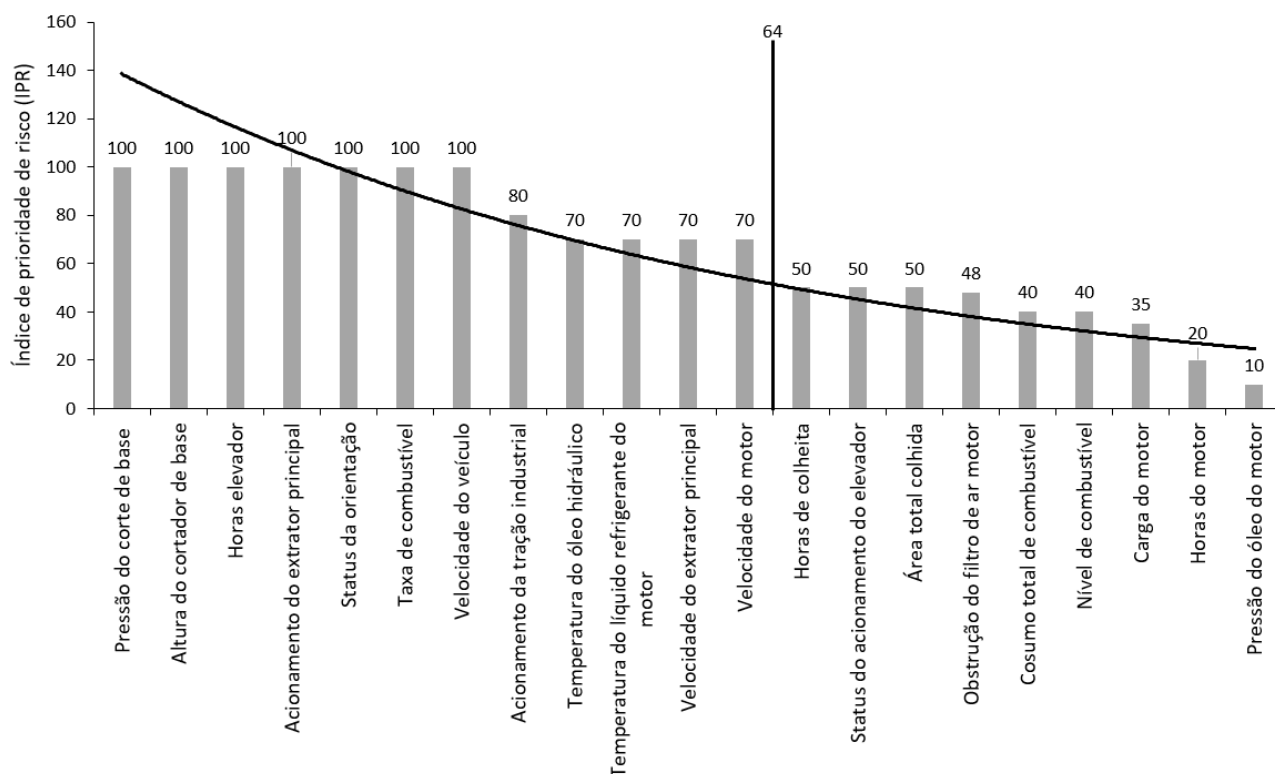


Figura 7. Priorização dos indicadores de alta prioridade do método gráfico.

Dos 12 indicadores prioritários, quatro apresentaram notas de IPR igual a 70 (temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal e velocidade do motor) o que representa na escala de classificação uma severidade altamente prejudicial (nota 10) e de ocorrência moderada (nota 7). Três destas variáveis representam indicadores de qualidade de motores agrícolas: temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor e velocidade do motor. A quarta variável, velocidade do extrator principal, pode ser classificada como responsável pela qualidade da matéria prima, pois este indicador pode influenciar no nível de perdas no campo e na quantidade de impureza vegetal da cana-de-açúcar encaminhada para a unidade processadora (usina de cana-de-açúcar).

A temperatura do óleo hidráulico é um parâmetro de extrema importância para análise do desempenho do sistema hidráulico, pois cavitações são intensificadas a temperaturas elevadas do óleo, a viscosidade do óleo diminui, o que por sua vez aumenta os vazamentos e diminui a eficiência volumétrica (Shen et al., 2016).

Lou et al. (2018) em estudo sobre a influência do óleo hidráulico no comportamento de degradação de anéis de vedação de borracha nitrílica a temperatura elevada, relataram que amostras de anéis em óleo hidráulico e temperaturas altas (110°C) tiveram o processo de oxidação intensificado e os efeitos no processo de degradação das vedações de borracha foram mais graves do que os sobre o efeito do ar sob a mesma temperatura.

A temperatura do líquido refrigerante do motor está intimamente ligada ao sistema de arrefecimento do motor. Segundo Barger et al., (1963) este sistema deve arrefecer o motor para manter a lubrificação apropriada, evitar superaquecimento das partes constituintes do motor e assegurar a devida combustão.

O sistema de arrefecimento pode influenciar na temperatura de combustão, afetando diretamente a performance e emissão do motor (Burke et al., 2009). Haghihat et al. (2018) em estudo de um modelo para o controle do sistema de refrigeração de motor composto por componentes controláveis de refrigeração do motor como bomba de água elétrica, um ventilador elétrico e um termostato aquecido, mostraram que o consumo de combustível diminuiu 1,1% e as emissões de hidrocarbonetos e monóxido de carbono são reduzidas em 5,3% e 6,1%, respectivamente, em comparação com um sistema de refrigeração convencional.

A velocidade do motor (rpm) pode ter influência no consumo de combustível (Ramos et al., 2016; Rosa et al., 2016) e na emissão de gases poluentes (Man et al., 2016; Lovarelli et al., 2018; Silva et al., 2019), portanto, os dados provenientes deste parâmetro devem ser analisados com rigor para evitar o consumo excessivo de combustíveis e não aumentar os níveis de emissão de gases poluentes.

A variável velocidade do extrator principal pode influenciar nas perdas visíveis deixadas no solo após a passagem da colhedora e nos níveis de impureza vegetal encaminhados para a indústria. O material vegetal que passa pelo extrator principal é classificado como palha, estilhaço ou lascas e impurezas minerais e suas quantidades são influenciadas principalmente pela velocidade de trabalho do ventilador, velocidade de deslocamento da colhedora, espaçamento de plantio, tipo de solo, idade do canavial e pelas características da variedade colhida (Kosum e Bun-art, 2019; Pelloso et al., 2019; Wang et al., 2018; Lisboa et al., 2017; Martins et al., 2017).

O controle do acionamento do extrator principal, como variável prioritária, está correlacionado com a variável velocidade do extrator principal, pois a partir de seus dados é possível auditar o uso ou não do extrator durante a colheita. Em áreas de canaviais onde ocorreram queima acidental é comum não utilizar os extratores ou mesmo utilizarem em baixa rotação para evitar o consumo desnecessário de combustível, pois nestes canaviais o volume de palha presente é muito baixo comparados com um canavial sem queima (Souza et al., 2005).

Apenas uma variável, acionamento da tração industrial, obteve nota de IPR igual a 80. Esta variável representa quando o sistema de processamento de cana da máquina está ligado ou desligado (rolos divisores de linhas, discos do corte de base, rolos alimentadores e transportadores e rolos picadores). Esta variável representa dados relativos ao desempenho operacional, pois sua contabilização de tempo em uso representa a capacidade operacional, que segundo Mialhe (1974) é a quantidade de trabalho que é capaz de executar na unidade de tempo.

Os indicadores pressão do corte de base, altura do corte de base, horas do elevador, acionamento do extrator principal, status da orientação, taxa de combustível e velocidade do veículo apresentaram valor de IPR igual a 100 e são, dentre todas, as mais prioritárias.

Pressão do corte de base e altura do corte de base são indicadores cujo os dados de telemetria podem ser interpretados em conjunto pois são correlacionadas. Quando o sistema apresenta alta pressão, além da pressão de corte do canavial, pode ser um indicativo que as facas ou até mesmo o disco do corte de base estejam em contato com o solo, o que pode acarretar quebra de facas, abalo e/ou arranquio de soqueiras e aumento de impurezas minerais.

Para os gestores do processo de colheita mecanizada de cana-de-açúcar, estes dois indicadores podem gerar informações como mapas de perfis de altura e pressão alvo para as áreas de corte. Esta informação junto com as ferramentas do controle estatístico de processo (CEP), como as cartas de controle, pode fornecer gráficos que balizarão se o processo em andamento da colheita está dentro dos padrões da empresa e com isso gerar recomendações instantâneas aos operadores para realizar ajustes no equipamento para atingir a meta.

O sistema do corte de base é um dos principais sistemas responsáveis pelas perdas e danos na colheita mecanizada e que podem prejudicar a produtividade das brotações e produtividade dos cortes subsequentes (Toledo et al., 2013; Hurney et al., 2005). Estudos para melhoria do design adequado desse mecanismo de corte são essenciais para a produção bem-sucedida de cana-de-açúcar, pois este sistema afeta o consumo de energia, a qualidade do corte (o que afeta a brotação) e a probabilidade de ocorrência de obstrução dos colmos dentro da colhedora (Momin et al., 2017).

A variável horas do elevador é de suma importância, pois desta informação pode-se extrair a capacidade de campo efetiva do equipamento, que segundo Mialhe (1974) representa a capacidade efetivamente demonstrada pela máquina no campo. Esta variável indica quantas horas efetivamente foram trabalhadas com a colhedora, pois na maior parte do tempo que o elevador está em funcionamento é quando realmente a máquina está em regime de colheita, transferindo o produto colhido para o veículo transbordo.

Velocidade do veículo é uma variável prioritária, pois seu valor influencia na qualidade do corte, perdas e danos nas soqueiras (Hassan, 2019; Martins et al., 2019; Silva et al., 2015) e também no consumo de combustível (Ramos et al., 2016), além de afetar as capacidades operacionais. O monitoramento destes indicadores visa manter os recursos da empresa de forma racional, pois seu desprezo pode onerar financeiramente a indústria.

A variável status da orientação representa o uso do sistema de piloto automático, em que este status indica se o sistema está ligado ou desligado. Monitorar esta variável pode estar relacionada com a produtividade da máquina conforme concluíram Brunini e Petrucci (2019), que com o uso do piloto automático na máquina colhedora de cana-de-açúcar aumentou significativamente seu lucro operacional em toneladas por hora, com valores próximos a 10%.

Sousa et al. (2017) em avaliação do controle de tráfego utilizando piloto automático para amenizar o problema da compactação do solo em área de colheita mecanizada de cana-de-açúcar, observaram que nos tratamentos com o uso do piloto automático a área do canteiro apresentou maior porosidade.

Souza et al. (2014) em estudo da qualidade física de um Latossolo Vermelho com e sem o uso do controle de tráfego e seus efeitos no desenvolvimento radicular, na produtividade e na qualidade tecnológica da cana-de-açúcar, obtiveram resultados com o uso do controle de tráfego que levaram a um aumento na produtividade da cana de 18,72% e 20,29% na produção de açúcar comparados com o não uso do controle de tráfego.

Dentre os 12 indicadores priorizados, a velocidade do veículo pode ser considerada a principal, pois esta pode influenciar praticamente 50% dos demais indicadores como a pressão do corte de base, altura do corte de base, consumo de combustível, temperatura do óleo hidráulico e líquido de arrefecimento e velocidade do motor. Contudo, ações para mitigar excesso de velocidade das colhedoras conforme condições do canavial podem reduzir problemas de qualidade do corte, perdas, impurezas, altas temperaturas e consumo de combustível.

Os outros indicadores que ficaram na área de alta prioridade quando se utilizou a metodologia de Stamatis (2014), e depois foram reclassificadas após a priorização de Crowe et al., (2001), não deixam de ser importantes para os gestores de frota, porém são menos prioritárias com relação aos 12 discutidos anteriormente segundo a aplicação da FMEA.

3.4. Conclusões

Dentre os 25 indicadores do sistema de telemetria da colhedora de cana-de-açúcar estudadas, 12 (pressão do corte de base, altura do cortador de base, horas de elevador, acionamento do extrator principal, status da orientação, taxa de combustível, velocidade do veículo, acionamento da tração industrial, temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal e velocidade do motor) foram priorizadas como críticos para a avaliação do desempenho das máquinas.

Os indicadores priorizados podem gerar informações úteis às tomadas de decisões aos gestores de frota, que com ações recomendadas possam neutralizar os riscos de falhas e perdas a um nível aceitável.

A metodologia de Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA) auxiliou na detecção dos indicadores prioritários do sistema de telemetria da colhedora de cana-de-açúcar a partir do uso dos métodos de priorização do gráfico de áreas e tabela de interpretação do índice de prioridade e risco (IPR).

3.5. Referências bibliográficas

AGCO (2020). Agcommand – software de telemetria focado em máquinas. Disponível em: <https://www.fusesmartfarming.com/pt-br/products/agcommand/>

Barger, EL, Liljedahl, JB, Carleton, WM, & McKibben, EG (1966). Tratores e seus motores. 1. ed. Rio de Janeiro: USAID, pp. 175.

Barros, FF, Milan, M (2010). Qualidade operacional do plantio de cana-de-açúcar. *Bragantia*, Campinas, v. 69, n. 1, p. 221-229.

Brunini, RG, Petrucci, EA (2019). Operational performance of sugarcane harvests with and without the use autopilot. **Agrarian**, v.12, n. 43, p. 79-88, Dourados.

Burke, R, Brace, C, Hawley, J, Pegg, I (2009). Review of the systems analysis of interactions between the thermal, lubricant, and combustion processes of diesel engines, in: *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 224. <https://doi.org/10.1243/09544070JAUTO1301>.

CONAB (2019). Acompanhamento da safra brasileira de cana-de-açúcar. – v.6 – Safra 2019/20, n. 2 – Segundo levantamento, Brasília, p. 58, agosto, 2019. Disponível em: <https://www.conab.gov.br/info-agro/safras>. Acesso em 22 Novembro 2019. ISSN: 2318-7921.

Crowe, D, Feinberg, A, Bunis, C (2001). Design for reliability. CRC Press, Boca Raton. ISBN 084931111X.

Haghighat, AK., Roumi, S, Madani, N, Bahmanpour, D, OlsenAn, MG (2018). Intelligent cooling system and control model for improved engine thermal management. **Appl Therm Eng**, 128, pp. 253-263.

Hassan, MA (2019). Evaluation of cutting blades impact on productivity and performance of sugar cane harvesting machine. *Journal of Soil Sciences and Agriculture Engineering, Mansoura Univ.*, vol. 10 (9): 527-532. DOI: 10.21608/jssae.2019.62567.

Hurney, AP, Croft, BJ, & Grace, D (2005). Final report. SRDC project BSS123: Influence of harvester basecutters on ratooning of sugarcane. Indooroopilly, Queensland, Australia: Sugar Research Australia. Retrieved from

<http://elibrary.sugarresearch.com.au/bitstream/handle/11079/1071/BSS123%20Final%20report.pdf>

Menezes, PC (2018). Aplicação de ferramentas da qualidade na colheita mecanizada de soja. 2018. Tese (Doutorado em Agronomia) – Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal,

Kosum, K, Bun-art, S (2019). Factors affecting the amount of impurities when harvesting produced sugarcane with suagarcane harvester. IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 301 012017.

Lisboa, IP, Cherubin, MR, Cerri, CC, Cerri, DGP, Cerri, CEP (2017). Guidelines for the recovery of sugarcane straw from the field during harvesting, **Biomass and Bioenergy**, Volume 96, Pages 69-74, ISSN 0961-9534. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2016.11.008>.

Liu, HC (2016). FMEA using uncertainty theories and MCDM methods. Springer, Singapore.

Lou, W, Zhang, W, Wang, H, Jin, T, Liu, X (2018). Influence of hydraulic oil on degradation behavior of nitrile rubber O-rings at elevated temperature **Eng. Fail. Anal.**, 92, pp. 1-11, 10.1016/j.engfailanal.2018.05.006.

Lovarelli, D, Fiala, M, Larsson, G (2018). Fuel consumption and exhaust emissions during on-field tractor activity: A possible improving strategy for the environmental load of agricultural mechanization. **Computers and Electronics in Agriculture**, 151, pp. 238-248. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.06.018>.

Man, XJ, Cheung, CS, Ning, Z, Wei, L, Huang, ZH (2016). Influence of engine load and speed o regulated and unregulated emissions of a diesel engine fueled with diesel fuel blended with waste cooking oil biodiesel. *Fuel*; 180:41-9

Martins, MB, Testa, JVP, Drudi, FS, Sandi, J, Lanças, KP (2017). Losses in the mechanized harvest of sugarcane as a function of working speed and rotation of the primary extractor. **Journal of Agrarian Science**, v. 45, n. 3, p.218-222. ISSN: 1984-5529. DOI: <http://dx.doi.org/10.15361/1984-5529.2017v45n3p218-222>.

Martins, MB, Testa, JVP, Drudi, FS, Sandi, J, Ramos, CRG, Lanças, KP (2019). Interference of speed at cutting height and damage to rootstock in mechanical harvesting of sugarcane. **Australian Journal of Crop Science**. AJCS 13(08):1305-1308. ISSN: 1835-2707. DOI:10.21475/ajcs.19.13.08.p1713

Massruhá, SMFS, Leite, MAA (2017). AGRO 4. 0 – RUMO À AGRICULTURA DIGITAL. In: JC na Escola Ciência, Tecnologia e Sociedade: Mobilizar o Conhecimento para Alimentar o Brasil, São Paulo, Brasil. Anais... São Paulo, Brasil.

Mialhe, LG (1974). Manual de mecanização agrícola. São Paulo: Editora Agronômica Ceres.

Momin, MA, Wempe, PA, Grift, TE, Hansen, AC (2017). Effects of four base cutter blade designs on sugarcane stem cut quality. **Machinery Systems Community of ASABE**, vol. 66(5): 1551-1560. ISSN 2151-0032. <https://doi.org/10.13031/trans.12345>.

Oksanen, T, Linkolehto, R, Seilonen, I (2016). Adapting an industrial automation protocol to remote monitoring of mobile agricultural machinery: A combine harvester with IoT. *IFAC-PapersOnLine*, 49, 127–131.

Omdahl, TP (1988). *Reliability, availability, and maintainability dictionary*. Milwaukee: ASQC Quality Press.

Pelloso, MF, Lima, AA, Pelloso, BF, Silva, AP (2019). Perdas na colheita mecanizada da cana-de-açúcar em reposta a diferentes velocidades da colhedora e de rotação do extrator primário. **Colloquium Agrariae**, v. 15, n.2, Mar-Abr., p. 114-120.

Ramos, CRG., Lanças, KP, Lyra, GA, Sandi, J (2016). Fuel consumption of a sugarcane harvester in different operational settings. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.** Campina Grande, v. 20, n. 6, p. 588-592. Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-43662016000600588&lng=en&nrm=iso>. access on 07 Jan. 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v20n6p588-592>.

Rosa, LV, Voltarelli, MA, Ormond, ATS, Silva, RP, Tavares, TO (2016). Perfil de cargas do motor de colhedoras de cana-de-açúcar antes e após adequações. **Revista Energia na Agricultura**, Botucatu, v. 31, n. 2. DOI: 10.17224/EnergAgric.2016v31n2p129-137

Shen, W, Zhang, J, Sun, Y, Zhang, D, Jiang, J (2016). Effect of cavitation bubble collapse on hydraulic oil temperature. *J. Cent. South Univ.* 23: 1657 <https://doi.org/10.1007/s11771-016-3220-z>.

Shende, U, Anjan, A, Ranalkar, M, Danish, M, & Mali, RR (2017). Performance of GPRS based AWS over satellite communication across India and its utility. WMO International Conference on Automatic Weather Stations (ICAWS-2017).

Silva, FC, Aranha, FN, Angelkorte, GB, Guardiola, JFH, Teixeira, LP, Correia, RCB (2019). Quantification and qualification of exhaust gases in agricultural diesel engine operating with biodiesel mixtures. **Rev. bras. eng. agríc. ambient.**, Campina Grande, v. 23, n. 10, p. 794-799. Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-43662019001000794&lng=en&nrm=iso>. access on 07 Jan. 2020. Epub Sep 09, 2019. <http://dx.doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v23n10p794-799>.

Souza, ZM, Prado, RM, Paixao, ACS, Cesarin, LG (2005). Sistemas de colheita e manejo da palhada de cana-de-açúcar. **Pesq. agropec. bras., Brasília**, v. 40, n. 3, p. 271-278. Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0100-204X2005000300011&lng=en&nrm=iso>. access on 10 Jan. 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/S0100-204X2005000300011>.

Stamatis, DH (2014). *The ASQ pocket guide to failure mode and effect analysis (FMEA)*. ASQ Quality Press, Milwaukee. ISBN 978-0-87389-888-1.

Toledo, AD, Silva, RPD, & Furlani, CEA (2013). Quality of cut and basecutter blade configuration for the mechanized harvest of green sugarcane. **Scientia Agricola**, 70(6), 384-389. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162013000600002>.

Tseng, C, Jiang, J, Lee, R, Lu, F, Ouyang, C, Chen, Y, Chang, C (2006). Feasibility study on application of GSM-SMS technology to field data acquisition. **Comput. Electron. Agric.** 53, 45–59. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2006.03.005>.

VALTRA (2019). Gerenciamento de máquinas AgCommand. Disponível em: www.valtra.com.br/assets/especificacaoProduto/ATS%20AgCommand%20BAIXA%20FOP.pdf. Acesso em Junho 2019.

Voltarelli, MA, Paixão, CSS, Zerbato, C, Silva, RP, Gazzola, J (2018). Failure mode and effect analysis (FMEA) in mechanized harvest of sugarcane billets. **Eng. Agric., Jaboticabal**, v. 38, n. 1, p. 88-96. Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S010069162018000100088&lng=en&nrm=iso>. access on 13 Jan. 2020. <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v38n1p88-96/2018>.

Wang, F, Yang, G, Ke, W, Ma, S (2018). Effect of Sugarcane Chopper Harvester Extractor Parameters on Impurity Removal and Cane Losses. IFAC-PapersOnLine, Volume 51, Issue 17, Pages 292-297, ISSN 2405-8963, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.178>.

Yaling, H (2016). The Design of Monitoring System Based on GPRS. Int. Conf. Robot. Intell. Syst., pp. 432–435, 2016.

Yazdi, M, Daneshvar, S, Setareh, H (2017). An extension to Fuzzy Developed Failure Mode and Effects Analysis (FDFMEA) application for aircraft landing system. **Safety Science**, v. 98, pp. 113-123, ISSN 0925-7535. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2017.06.009>.

Zhang, Q (2016). Precision agriculture technology for crop farming. Washington State University, USA, 2016. ISBN: 13: 978-1-4822-5108-1.

CAPÍTULO 4: METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO E ELIMINAÇÃO DE ERROS EM BIG DATA NA COLHEITA DE CANA-DE-AÇÚCAR UTILIZANDO FERRAMENTAS DA QUALIDADE

RESUMO

Com o rápido avanço das tecnologias os processos passaram a ficar mais integrados devido a conexão dos equipamentos à rede de comunicações e internet. A mecanização agrícola adotou importantes inovações para suprir as necessidades dos agricultores por mais informações vindas do campo. Tecnologias embarcadas em máquinas agrícolas com conceitos de agricultura de precisão e IoT (Internet das Coisas) geram uma grande massa de dados conhecida como *Big Data* que auxiliam nas tomadas de decisões do campo. Contudo, toda tecnologia gera outras demandas que no caso por meio deste presente trabalho, objetivou-se desenvolver e avaliar uma metodologia para análise de dados, de um sistema de telemetria de uma colhedora de cana-de-açúcar utilizando das premissas do controle estatístico de qualidade. Os dados foram analisados pela estatística descritiva geral e comparação do erro relativo entre as cartas de controle de valores individuais com cartas de subgrupo. Os resultados permitem inferir que é possível utilizar as cartas de subgrupos para avaliar os dados de telemetria das variáveis da colhedora de cana-de-açúcar para gerar informações assertivas para tomadas de decisões.

Palavras-chave: *Saccharum spp*, colheita mecanizada, telemetria

ABSTRACT

With the rapid advancement of technologies, processes have become more integrated due to the connection of equipment to the communications and internet network. Agricultural mechanization has adopted major innovations to supply farmers' needs for more information from the field. Technology embedded in agricultural machines with concepts of precision agriculture and IoT (Internet of Things) generate a large mass of data known as Big Data that assist in decision making in the field. However, all technology generates other demands which, in this case, through the present work, aimed to develop and evaluate a methodology for data analysis of a sugarcane harvester telemetry system using the premises of statistical quality control. The data were analyzed by general descriptive statistics and comparison of the relative error between individual value control charts with subgroup charts. The results allow to infer that it is possible to use the subgroup charts to evaluate the telemetry data of the sugar cane harvester variables to generate assertive information for decision making.

Keywords: *Saccharum* spp, mechanized harvesting, telemetry

4.1. Introdução

Na atual conjuntura da conectividade dos meios físico e virtual através da internet das coisas (IoT) que geram um grande volume de dados (*Big Data*), há uma crescente demanda por parte de empresas para adquirir tecnologias de aquisição, transmissão, tratamento e segurança desses dados, o que incentiva o desenvolvimento de plataformas para transformar o *Big Data* em informações corretas (*Rght Data*) para auxílio das tomadas de decisões.

Segundo Izadoost et. al (2019), IoT pode ser definida como um sistema de dispositivos interconectados que se comunicam por uma rede e transferem dados coletados para posterior processamento.

A IoT pode ser utilizada na agricultura para refinar o gerenciamento agrícola por meio da obtenção de informações em tempo real, como status de crescimento e desenvolvimento das culturas, animais, doenças, pragas, etc., contando com dados de sensores, redes de comunicação sem fio e tecnologia de controle automático (Liu et. al, 2017).

Hui et al. (2019) utilizaram da internet das coisas (IoT) para elaborar um sistema de monitoramento de máquinas agrícolas na operação de subsolagem, o qual constituiu-se de uma arquitetura de três camadas: aquisição, processamento/serviço de internet e acesso dos dados. Estes dados eram provenientes do terminal do veículo que coletava informações de tempo, posição, velocidade, curso e profundidade de trabalho e os transferiam através de um módulo de telecomunicação.

O uso de tecnologias de comunicação como sistema global de comunicação móvel (GSM), serviço de mensagens curtas (SMS) e serviço de rádio de pacote geral (GPRS) auxiliam na transmissão em tempo real de informações de locais remotos para datacenters. Utilizando da tecnologia de GSM-SMS, Tseng et al. (2006) concluíram que podem ser adotadas como mecanismos de comunicação para fornecer um gerenciamento de rede mais eficiente e automático para aquisição e transmissão de dados de parâmetros ambientais do campo, de onde quer que se possa usar telefones celulares.

Dados de campo transmitidos a partir de tecnologias de comunicação permitem o gerenciamento de operações agrícolas como exemplificado no estudo de Sarri et al. (2017), que examinaram um sistema de telemetria com comunicação GSM/ GPRS para monitoramento da pulverização de vinhedos, e foi constatado imprecisão na taxa de aplicação por não utilizar um sistema de distribuição proporcional à velocidade de avanço quando comparado os dados durante deslocamentos em aclives e declives. Também trabalhando com vinhedos, Suciú et al. (2015), observaram que a massa de dados analisadas em um sistema de telemetria permitiu melhor gerenciamento das atividades de manejos de doenças nas plantações.

Castillo-Ruiz et al. (2015) relatam que o uso de um processo automático e de um sistema de telemetria promoveu uma economia de custos por otimizar o trabalho dos técnicos de campo, reduzindo tempo de deslocamentos, acesso imediato aos dados e otimização no gerenciamento de máquinas em campo.

A aplicação de tecnologias de comunicação, no processo de transferência de massa de dados do campo para um servidor está difundida atualmente, porém, o maior entrave é como analisar esses dados para gerar informações que sejam utilizadas para tomar decisões. Uma ferramenta que apresenta grande destaque para avaliar a qualidade de operações agrícolas são as cartas de controle (Bernache et al. 2020; Oliveira et al. 2020; Gírio et al. 2019) utilizada no monitoramento da variabilidade podendo identificar falhas e sugerir melhorias de modo a aumentar a qualidade operacional.

As cartas de controle são utilizadas no controle estatístico de processo (CEP) como ferramenta básica para a melhoria da qualidade. Esta ferramenta, como outras do CEP, auxilia na redução da variabilidade quanto para o monitoramento do desempenho de um processo. O CEP possui como objetivo mais importante detectar presença de causas atribuíveis das mudanças no processo, de forma que a condução de análise do processo e a tomada de decisões para ações corretivas sejam realizadas antes que o processo produza novas unidades do produto não conformes com os padrões (Montgomery, 2017).

Segundo Amdouni et al. (2017), cartas de controle são uma das metodologias mais eficazes para melhorar a qualidade e a produtividade, pois um processo é

considerado sob controle quando a média e a variância são constantes, mas se a média e/ou o desvio padrão alterarem, o processo passa a ser considerado como fora de controle e o gráfico deverá apresentar um alarme indicando a instabilidade no processo. As características da qualidade podem ser modeladas como variáveis aleatórias com distribuições estatísticas adequadas, de forma que os parâmetros desta distribuição podem ser monitorados pelas cartas de controle (Celano e Chakraborti, 2020).

Uma carta de controle é um gráfico de medições da qualidade pelo tempo dotado de linhas de controle sobrepostas. Apresentam desvios estatisticamente significativos dos níveis normais de desempenho, utilizada principalmente para monitorar, identificar parâmetros e reduzir a variação de um processo (Akram et al, 2012). Uma das cartas de controle mais utilizadas para monitoramento da qualidade em operações agrícolas são as cartas de valores individuais. Essas cartas são formadas por uma linha central que representa o valor médio da característica da qualidade (corresponde ao estado sob controle dos dados) e outras duas linhas horizontais designadas como limite superior de controle (LSC) e limite inferior de controle, calculadas com base no desvio padrão que representa a distância dessas linhas em relação a linha central (Montgomery, 2017).

A utilização de cartas de controle para analisar volumosos dados de telemetria ainda é um assunto escasso no meio acadêmico, mas existem outros trabalhos que relatam a necessidade de eliminar erros em dados agrícolas para obter informações mais confiáveis. Ainda que esse extenso volume de dados seja crítico para o gerenciamento de campo e a tomada de decisões, é necessário remover os dados discrepantes antes de seu processamento para evitar decisões enganosas para não comprometer a qualidade de decisões futuras (Leroux et al., 2018).

Utilizando o coeficiente de variação para identificar um ponto com variação em relação ao atributo-alvo no meio de um grupo delimitado de pontos, Spekken et al. (2013), obtiveram bons resultados aumentando a eficiência para identificação e remoção de *outliers* mostrando potencial para melhorar a qualidade de mapas de produtividade.

Pressupondo-se que as medições da característica da qualidade de uma variável apresentem um grande afastamento em valor comparado com as demais medições de uma série de dados proporcionando falsos resultados desta variável, objetivou-se por meio do presente trabalho, desenvolver uma metodologia para identificação e eliminação de erros em dados de variáveis de desempenho de colhedora de cana-de-açúcar, a partir do uso das premissas do controle estatístico de qualidade.

4.2. Material e métodos

O trabalho foi desenvolvido a partir da análise de dados brutos de um sistema de telemetria instalado em uma colhedora de cana-de-açúcar. A colhedora trabalhou durante a safra de 2019 em uma área agrícola localizada na região de Cardoso, São Paulo, Brasil. Os dados da telemetria foram extraídos do servidor do sistema de telemetria AgCommand® em formato de planilha de Excel.

O sistema de telemetria utilizado no estudo, AgCommand® (AGCO), possui capacidade de gerar dados de 25 variáveis referentes ao status de operação da máquina, assim como data, tempo e localização geográfica de cada ponto coletado a partir de uma antena de sistema global de navegação por satélite (GNSS – “*Global Navigation Satellite System*”).

Os dados das 25 variáveis do status de trabalho e a localização são gerados a cada dez segundos, a partir de uma unidade de controle eletrônico (ECU) conectada ao barramento de rede de área do controlador (CAN) da colhedora, sendo transmitidos periodicamente por meio de uma construção em modem de celular (GPRS) para o servidor do programa na internet a cada dez minutos.

As variáveis do status de trabalho da colhedora foram dados coletados através da rede CAN da máquina, adquiridos por sensores e unidades de controle eletrônico que englobam: obstrução do filtro de ar motor, altura do corte de base, carga do motor, consumo total de combustível, direção de acionamento, horas do elevador, acionamento do corte de pontas, acionamento da tração industrial, acionamento do

extrator principal, *headlight* status (luzes de trabalho), horas de colheita, horas do motor, intensidade sinal GSM, nível de combustível, pressão do corte de base, pressão do óleo do motor, status da orientação, status do acionamento do elevador, taxa de combustível, temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal, velocidade do motor, velocidade do veículo e área total colhida.

Dentre as 25 variáveis apresentadas, 12 (pressão do corte de base, altura do cortador de base, horas de elevador, acionamento do extrator principal, status da orientação, taxa de combustível, velocidade do veículo, acionamento da tração industrial, temperatura do óleo hidráulico, temperatura do líquido refrigerante do motor, velocidade do extrator principal e velocidade do motor) foram elencadas como prioritárias para o estudo deste trabalho após serem priorizadas a partir do uso da metodologia da análise de modos de falhas e efeitos (FMEA) apresentada no capítulo 3 desta dissertação.

Entre as 12 variáveis priorizadas, três (acionamento do extrator principal, status da orientação e acionamento da tração industrial) não foram utilizadas neste estudo por se tratar de variáveis discretas. Além disso, a variável velocidade do extrator principal foi excluída das análises devido à falta de informações em parte dos dias avaliados, por falha no sensor de leitura desta variável. Os dados relativos à variável horas do elevador também não foram considerados, pois não apresentaram variação, por se tratar de uma variável que os dados são acumulativos de forma crescente, não tendo desta maneira porque analisá-los.

Após a seleção das variáveis a serem estudadas foi extraído do servidor do programa da telemetria os dados brutos gerados ao longo da safra 2019. Os dados foram exportados em formato de arquivo de valores separados por vírgula do Microsoft Excel (.csv) e depois ordenados em colunas por meio da importação de dados de um arquivo de texto (ferramenta da aba “Dados” do Microsoft Excel) Figura 1.



Figura 1. Ferramenta do Microsoft Excel para importar dados de um arquivo de texto.

Fonte: Dados originais do autor

Após a ordenação dos dados em colunas, para todas as variáveis consideradas neste estudo, foi realizada uma pré-filtragem utilizando-se a variável taxa de combustível como base, realizando-se o descarte de dados duplicados na mesma célula e a exclusão das linhas em branco (sem informações). Para as demais variáveis foram descartadas as mesmas linhas definidas anteriormente pela análise da taxa de combustível.

Feita a primeira filtragem dos dados, realizou-se em seguida a análise exploratória dos dados, com cálculo da média, mediana, variância, desvio padrão, primeiro e terceiro quartis, amplitude interquartílica, assimetria e curtose por meio do programa Minitab®. O terceiro e o primeiro quartis foram considerados para cálculo dos limites superior (equação 1) e inferior (equação 2), respectivamente, utilizados para a variável taxa de combustível, para cada dia analisado, de acordo com a metodologia sugerida por Tukey (1977) para determinação de limites de dados discrepantes.

$$LS = QS + 1,5 \times AI \quad (1)$$

$$LI = QI - 1,5 \times AI \quad (2)$$

Em que:

LS = limite superior;

LI = limite inferior;

QS = quartil superior;

QI = quartil inferior;

AI = amplitude interquartílica.

O limite inferior foi desconsiderado quando resultou em valores negativos, uma vez que estes valores não têm significado físico para taxa de combustível.

A partir do cálculo dos limites superior e inferior para taxa de combustível, procedeu-se à eliminação de pontos cujo valores ficaram fora dos limites, tanto para taxa de combustível como para as demais variáveis do sistema de telemetria. Com isso realizou-se nova ordenação dos dados filtrados concluindo o processo de filtragem dos dados.

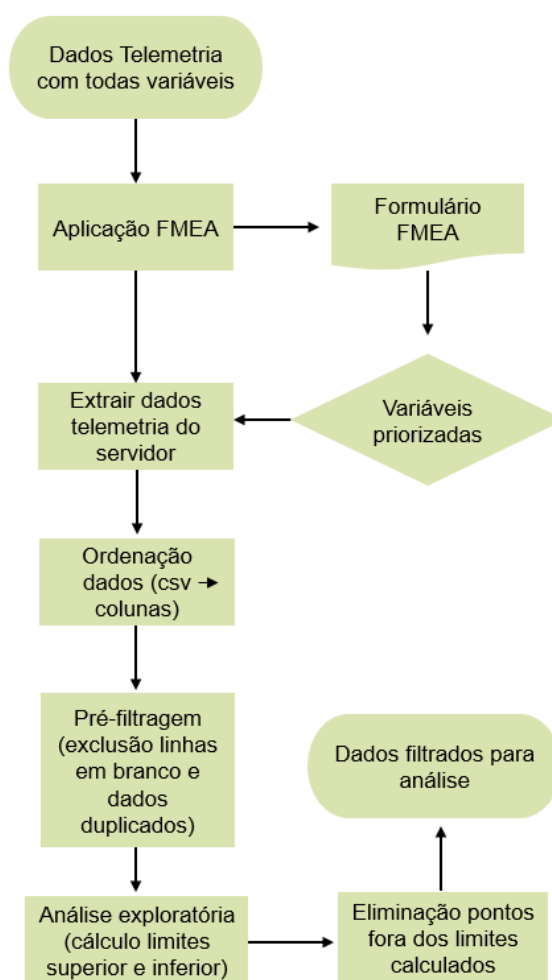


Figura 2. Fluxograma filtragem dados de um sistema de telemetria.

O desempenho operacional da colhedora de cana-de-açúcar foi avaliado a partir das análises de padrões de não-aleatoriedade através dos gráficos sequenciais e as cartas de controle de valores individuais e de subgrupo. As cartas foram posteriormente comparadas quanto ao erro relativo referente à porcentagem de dados

dentro dos limites de controle para identificação do modelo de carta com maior assertividade para analisar os dados de telemetria.

Os gráficos sequenciais são utilizados para detectar padrões ou tendências ao longo do tempo que indiquem a presença de variações de causa especial (Minitab, 2017). Esses padrões são apresentados sobre dois tipos de testes, um para número de ensaios em torno da mediana, para indicar padrões de agrupamento ou misturas e outro para número de ensaios acima ou abaixo desta, para indicar tendência ou oscilação nos dados (Minitab, 2017).

Segundo Montgomery (2017), o modelo geral para um gráfico de controle é descrito como:

$$LSC = \mu_w + L\sigma_w \quad (3)$$

$$\text{Linha central} = \mu_w \quad (4)$$

$$LIC = \mu_w - L\sigma_w \quad (5)$$

Onde:

w = estatística amostral que mede alguma característica da qualidade de interesse;

μ_w = média de w ;

σ_w = desvio-padrão de w ;

L = é a “distância” dos limites de controle à linha central, expressa em unidades de desvio-padrão

LSC= limite superior de controle;

LIC= limite inferior de controle.

As cartas de controle do tipo Carta Xbarra são utilizadas para monitorar processos quando existem dados contínuos em subgrupos, em que os pontos representados no gráfico são as médias das medições dentro de cada subgrupo Minitab (2017). A linha central é a média dos pontos representados graficamente. Os

limites de controle são as linhas que estão acima e abaixo da linha central e são exibidos em três desvios padrão acima e abaixo da linha central. O modelo dos gráficos Xbarra são descritos abaixo:

$$LSC = \mu + \frac{K\sigma}{\sqrt{n_i}} \quad (6)$$

$$\text{Linha central} = \frac{\sum x}{\sum n} \quad (7)$$

$$LSC = \mu - \frac{K\sigma}{\sqrt{n_i}} \quad (8)$$

Onde:

μ = média do processo;

k = parâmetro para o teste 1 (um ponto a mais do que 3σ da linha central), o padrão é 3;

σ = desvio-padrão do processo;

n_i = número de observações no subgrupo i ;

$\sum x$ = soma de todas as observações individuais;

$\sum n$ = número de observações total.

Foi utilizado o controle estatístico de processo para investigar a ocorrência de causas especiais no processo. Inicialmente foram geradas cartas de controle de valores individuais e de subgrupos (Xbarra). Uma vez que a quantidade de dados obtidos por meio da telemetria em colhedora de cana-de-açúcar é elevada, a utilização de cartas de valores individuais pode resultar em gráficos cujo a interpretação torna-se difícil. Por este motivo, utilizou-se a metodologia desenvolvida por Donadon et al. (2018), que define a taxa ideal de agrupamento para cartas de subgrupos por meio da equação 9.

$$TAG = \frac{TAM \times T}{PT} \quad (9)$$

Em que:

TAG = Tamanho do agrupamento;

TAM = Taxa de amostragem (amostras.s⁻¹);

T= período considerado (s)

PT = quantidade de pontos a serem inseridos no gráfico.

Considerando-se a sugestão de Donadon et al. (2018) para que as cartas contenham 40 pontos para serem apresentados e, considerando-se que a eficiência de amostragem foi muito baixa, devido a questões operacionais, recalculou-se a taxa de amostragem (equação 10):

$$TAM = \frac{QPA \times TAT}{QPP} \quad (10)$$

Em que:

QPA = Quantidade de pontos amostrados;

TAT = Tempo de aquisição da telemetria (amostras.s⁻¹);

QPP = Quantidade de pontos possíveis de serem coletados em 24 horas.

Após geradas, as cartas de valores individuais e de subgrupos foram comparadas em relação à quantidade de pontos acima e abaixo dos limites superior e inferior de controle, respectivamente, bem como à quantidade de pontos existentes entre estes dois limites.

De posse das quantidades de pontos acima, entre e abaixo os limites de controle de cada carta de valores individuais e de subgrupos, foram calculadas as porcentagens destes pontos em relação ao total de pontos. Com a porcentagem dos

pontos entre limites determinou-se o erro relativo (ER) em cada dia avaliado, pela diferença entre pontos dentro dos limites em cartas de valores individuais e cartas de subgrupos tipo Xbarra.

Com os erros relativos calculados para cada variável avaliou-se a aceitação do percentual do erro relativo a partir da metodologia citada por Santinato (2016), que de acordo com a AIAG (Automotive Industry Action Group), um sistema de medida pode ter sua variação avaliada por meio do percentual de variação do processo classificado como aceitável (menor que 10%), aceitável dependendo da aplicação, do custo do equipamento de medição, custo de reparo ou outro fatores (entre 10% e 30%) e inaceitável (maior que 30%), necessitando ações de melhoria, quando variações maiores que 30%.

4.3. Resultados e discussão

Análise da estatística descritiva para taxa de combustível

Analizando a estatística descritiva para a variável taxa de combustível (Tabela 1), as médias e medianas tiveram seus valores distantes em todos os períodos avaliados. Além disso, os elevados valores de desvio padrão, amplitude e coeficiente de variação apontam para a distribuição não normal dos dados, apesar dos baixos valores de assimetria e curtose. Esta não normalidade dos dados foi comprovada pelo teste de Ryan-Joiner.

Tabela 1. Distribuição normal de probabilidade e parâmetros da estatística descritiva para taxa de combustível.

Taxa combustível	Média	Mediana	σ	Amplitude	CV	Cs	Ck	RJ	p- Valor
07/06/2019	35,4	40,0	17,6	64	49,6	-0,49	-0,92	0,971 ^A	<0,010
24/08/2019	37,1	42,0	17,1	64	46,1	-0,75	-0,50	0,958 ^A	<0,010
29/08/2019	37,0	44,0	19,7	64	53,1	-0,53	-1,11	0,953 ^A	<0,010
31/08/2019	39,9	45,0	17,6	65	44,2	-0,67	-0,64	0,964 ^A	<0,010
08/09/2019	41,1	45,0	16,1	64	39,3	-0,90	0,02	0,963 ^A	<0,010
21/09/2019	41,8	46,0	18,2	64	43,5	-1,03	0,04	0,972 ^A	<0,010
05/11/2019	35,8	41,0	16,8	64	46,9	-0,53	-0,83	0,965 ^A	<0,010
10/11/2019	38,3	41,1	15,3	64	40,1	-0,75	-0,35	0,968 ^A	<0,010
12/11/2019	34,4	41,0	20,2	65	58,8	-0,23	-1,37	0,964 ^A	<0,010

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Os valores médios de taxa de combustível ($L h^{-1}$) calculados na Tabela 1 para este estudo foram menores do que os encontrados por Drudi et al., (2019) e Martins et al., (2017) que tiveram uma variação de 47,7 a 61,8 $L h^{-1}$ e 44,2 a 68,1 $L h^{-1}$ respectivamente. Nos dados da telemetria da colhedora deste estudo a variação da média foi de 34,4 a 41,8 $L h^{-1}$ no período analisado, sendo que a colhedora trabalhou em áreas com produtividade de 30 $t ha^{-1}$ a 140 $t ha^{-1}$, com variação da velocidade média de deslocamento de 2,2 a 4,5 $km h^{-1}$.

Segundo Giachini et al., (2016) o consumo de combustível pode variar em decorrência de fatores como mudança de turno de trabalho e, consequentemente, mudança de operador e mudanças no canavial colhido, como a ocorrência de falhas, mudança de relevo, porte do canavial e configuração das linhas de plantio. Ramos et al., (2016) concluem que a sistematização de talhões relacionado ao comprimento da linha de colheita, velocidade do motor e o uso das funções de colheita da máquina desligados em operações improdutivas, possuem influência na eficiência de consumo de combustível.

Gráficos sequenciais

Segundo Voltarelli (2013), a interpretação e reconhecimento na detecção de padrões de ordem não-aleatória somente utilizando as cartas de controle de valores individuais, torna-se difícil para os avaliadores, pois necessita que este tenha conhecimento pleno do processo e da estatística envolvida no reconhecimento dos padrões. Para isso, o uso dos gráficos sequenciais em conjunto com as cartas de valores individuais pode auxiliar na exigência de níveis de qualidade requeridos a fim de melhorar o processo, assim como na detecção da estabilidade ou instabilidade de um processo devido ao deslocamento ou concentração de valores acima ou a baixo dos limites de controle.

Observando-se os resultados dos gráficos sequenciais constata-se que houve ocorrência de padrões de agrupamento e tendência para todas as variáveis analisadas e em todos os períodos. Este resultado indica que, possivelmente, existe interferência de fatores externos atuando no processo, Tabelas 2, 3 e 4.

Devido à ocorrência de não aleatoriedade dos dados de cada variável em todos os períodos analisados indicando apenas padrões de agrupamento e tendência, optou-se por discutir os resultados destas análises em conjunto com as cartas de controle apenas para o dia 07/06/2020, o qual apresentou 1.223 dados por variável e não houve descarte de informações após o cálculo dos limites superior e inferior.

A variável velocidade do motor obteve o mesmo o padrão de tendência de não-aleatoriedade dos dados conforme encontrado por Paixão et al. (2017). Segundo Minitab (2017) a tendência é um desvio sustentado nos dados, para cima ou para baixo podendo ser causada por uma máquina que não retém uma configuração. No caso desta variável, o aumento e diminuição da rotação do motor ao longo da jornada de trabalho exemplifica este padrão nos gráficos sequenciais.

Segundo Minitab (2017) um padrão de agrupamento para dados de não-aleatoriedade pode indicar variação devido à ação de causas especiais de variação, como variabilidade de configuração. Esta variabilidade ocorre aparentemente em todo o processo de colheita, pois a todo momento os operadores estão realizando novas configurações na velocidade de avanço da colhedora, altura do corte de base, velocidade do extrator principal e velocidade do motor devido as variadas condições encontradas no canavial durante a jornada de trabalho. Estas variações nas

configurações interferem do mesmo modo para as demais variáveis, como por exemplo, a alteração da velocidade de deslocamento que pode alterar a taxa de combustível e ao mesmo tempo a pressão do corte de base. Portanto, estas alterações explicam os padrões de agrupamento nas cartas sequenciais e podem ser correlacionadas com os dados presentes nas cartas de controle de valores individuais que exemplificam os pontos fora dos limites de controle superior e inferior.

Tabela 2. Padrões de não aleatoriedade obtidos por meio de gráficos sequenciais para as variáveis de desempenho da colheita de cana-de-açúcar. Período 07/06/2019 a 31/08/2019.

Indicadores	Padrões			
	Agrupamento	Mistura	Tendência	Oscilação
07/06/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
24/08/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
29/08/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
31/08/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Tabela 3. Padrões de não aleatoriedade obtidos por meio de gráficos sequenciais para as variáveis de desempenho da colheita de cana-de-açúcar. Período 08/09/2019 a 10/11/2019.

Indicadores	Padrões			
	Agrupamento	Mistura	Tendência	Oscilação
08/09/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
21/09/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
05/11/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
10/11/2019				
Taxa de combustível (L h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico (°C)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo (km h ⁻¹)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

Tabela 4. Padrões de não aleatoriedade obtidos por meio de gráficos sequenciais para as variáveis de desempenho da colheita de cana-de-açúcar. Período 12/11/2019.

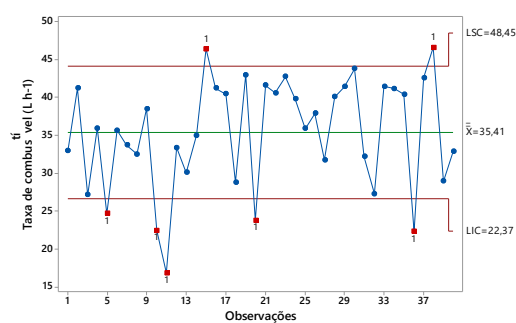
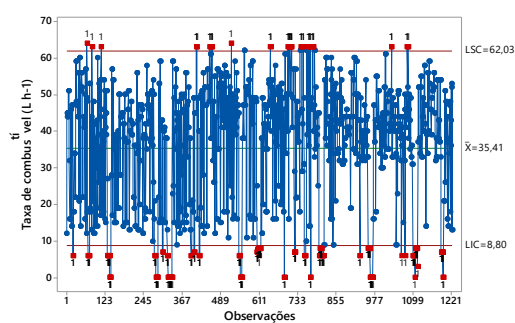
Indicadores	Padrões			
	Agrupamento	Mistura	Tendência	Oscilação
	12/11/2019			
Taxa de combustível ($L\ h^{-1}$)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do líquido refrigerante ($^{\circ}C$)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do motor (rpm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Temperatura do óleo hidráulico ($^{\circ}C$)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Velocidade do veículo ($km\ h^{-1}$)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Pressão do corte de base (kPa)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}
Altura do corte de base (mm)	0,000*	1,000 ^{ns}	0,000*	1,000 ^{ns}

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

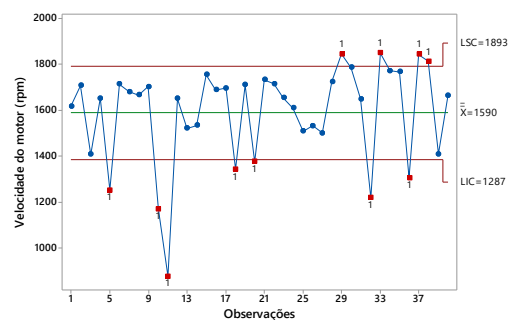
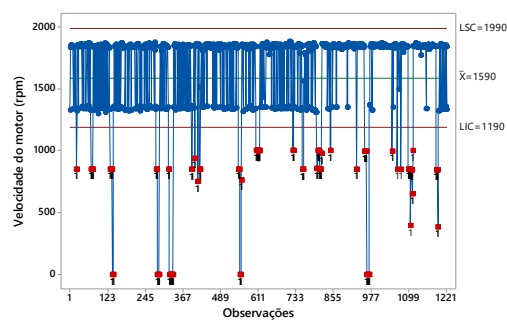
Carta de controle

Nas figuras 3 a 5 são apresentadas as cartas de controle de valores individuais e de subgrupos (tipo Xbarra) para todas as variáveis analisadas para o dia 07/06/2019. As cartas de controle para os demais dias são apresentadas no Anexo 01. Observa-se que o processo foi considerado instável para todas as variáveis analisadas. Para a variável taxa de combustível (Figura 3a) ocorreu a presença de pontos acima e abaixo dos limites superior e inferior de controle, respectivamente.

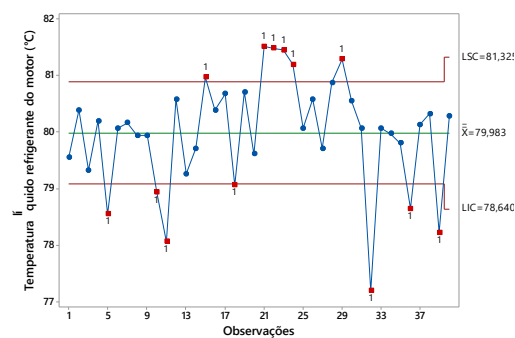
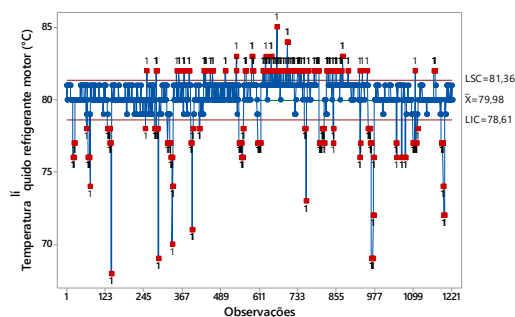
Apesar da realização de toda a metodologia de filtragem dos dados discrepantes, ainda observa-se a presença de pontos fora dos limites de controle nos gráficos de controle o que remetem à análise de toda massa de dados referente ao período analisado o que engloba os tempos de máquina em colheita, manobra, parada com motor ligado (tempos de motor ocioso) entre outros. Como exemplo destes valores podemos citar as cartas de altura do corte de base que quanto apresentam pontos como de 700mm o que pode representar o momento em que máquina está realizando uma manobra (toda a suspensão da máquina é elevada para realizar esta atividade o que interfere no valor da altura do corte de base que está relacionado com a altura da suspensão da máquina), com isso é preciso ter o senso crítico na análise das cartas e ter conhecimento do processo para que não ocorra interpretações erradas perante os dados apresentados.



(a)



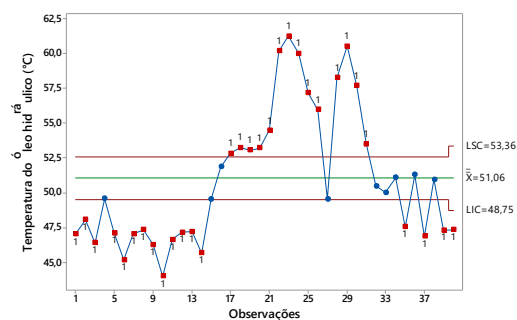
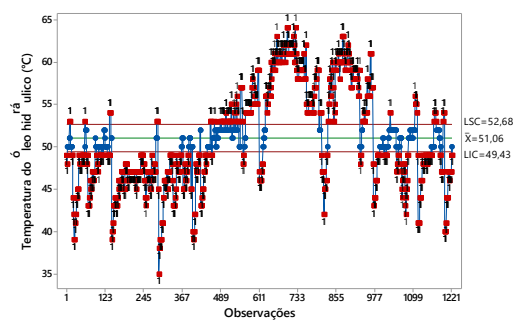
(b)



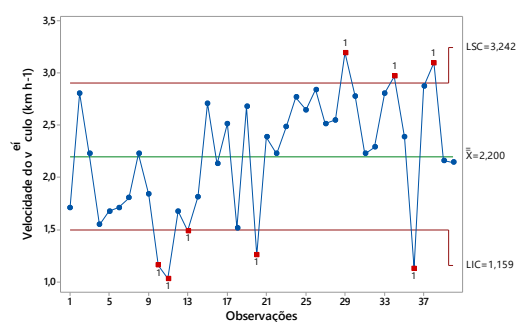
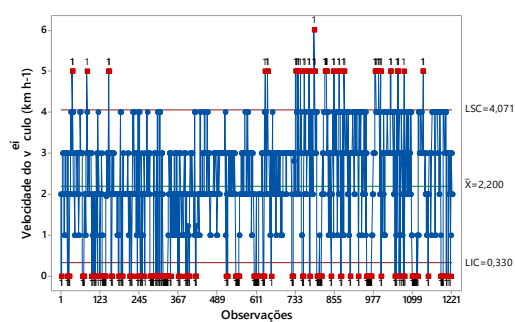
(c)

Figura 3. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 07/06/2019 para variáveis (a) taxa de combustível (L h⁻¹); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor (°C).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)

Figura 4. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 07/06/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

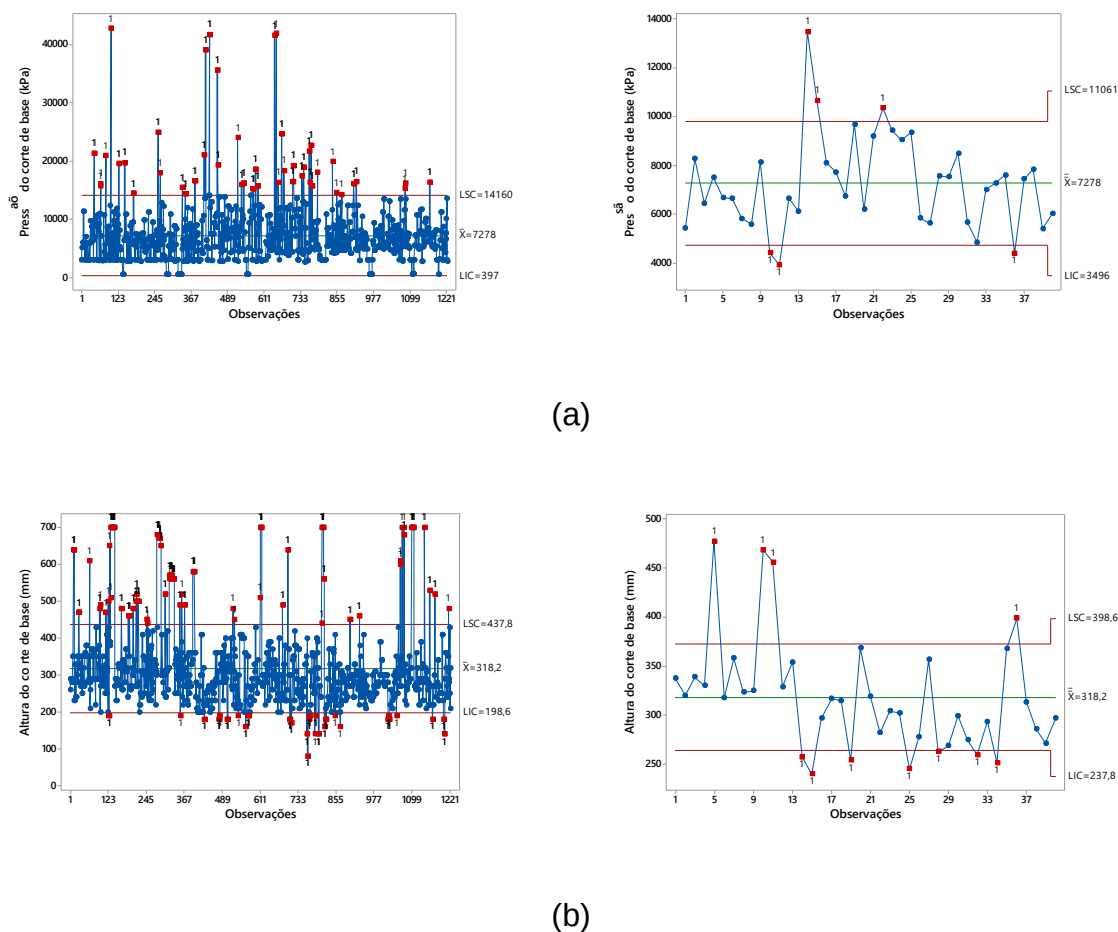


Figura 5. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 07/06/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

A taxa de combustível possui variações ao longo do tempo no processo de colheita devido a vários fatores, tais como: aumento ou redução da velocidade de trabalho devido à presença de falhas no canavial, topografia, porte do canavial, nível de experiência do operador, fatores ambientais (Martins et al., 2017).

Outros fatores que contribuem com a variação no consumo de combustível e que podem representar os pontos fora de controle nas cartas de valores individuais e de subgrupos são: manobras no fim das linhas de colheitas onde a rotação do motor é reduzida e os sistemas de colheita (rolos divisores de linhas, caixa de engrenagens corte de base, rolos transportadores e rolos picadores) da colhedora são desligados,

tempos de espera de manobra de transbordo, travamento dos sistemas de colheita devido alta infestação de plantas daninhas (corda-de-viola, capim-colonião, capim-braquiária, mamona e outros) que interferem na velocidade de rotação dos sistemas, falha operacional durante a colheita em canavial de alta produtividade acamado e em colheita sem piloto automático fazendo com que muitas vezes a máquina colha duas linhas ao mesmo tempo ocasionando o travamento principalmente do sistema do corte de base, rolos transportadores e picador e paradas para reversão do sistema industrial da colhedora em decorrência dos travamentos.

Para a variável velocidade do motor (Figura 3b) constata-se que na carta de valores individuais, a ocorrência de pontos fora de controle se deu somente para valores abaixo do limite inferior de controle, enquanto que nas cartas de subgrupos (Xbarra) ocorreram pontos acima e abaixo dos limites superior e inferior, respectivamente.

Comparando os gráficos da Figura 3b observa-se que para os dados da carta do tipo subgrupo o valor do limite superior de controle (1893 rpm) está mais próximo do valor (1850 rpm) configurado do motor da colhedora para trabalho efetivo comparado com o valor da carta de valores individuais (1990 rpm) proporcionando desta forma uma melhor análise, pois nele é possível verificar que o processo estava fora de controle e portanto necessita investigação para compreender quais foram os fatores geradores desta variabilidade. Já na carta de valores individuais o valor do limite de controle superior de 1990 rpm está muito acima do configurado do motor da colhedora, o que permite a não visualização de instabilidade do processo para dados acima deste limite. A ocorrência de um processo fora de controle foi demonstrada apenas para dados abaixo do limite inferior de controle que são dados representados por baixas rotações do motor em virtude de períodos improdutivos da colhedora como manobras, tempos aguardando transbordo, motor ocioso ou até mesmo perda de potência do motor que ocasiona a queda da rotação.

A análise do comportamento da rotação do motor diesel durante as operações agrícolas é de suma importância para identificação de padrões fora de especificações dos fabricantes e para o conhecimento e melhoria de técnicas para otimizar o uso destes motores durante trabalho.

De acordo com Grisso et al., (2010) os motores de tratores funcionam conforme um mapa de potência entre carga versus rotação do motor e a taxa de consumo de combustível pelo motor é alterada conforme muda a carga e a rotação do motor, portanto para reduzir o consumo de diesel a redução da rotação do motor e a seleção da marcha correta são os fatores que mais afetaram na eficiência de consumo de combustível. Lee et al., (2019) utilizando de um sistema de controle de velocidade do motor sensível a carga para a operação de aração de um trator obtiveram uma redução no consumo de combustível por hora trabalhada entre 7,24 a 38,48% comparado com a mesma operação sem o sistema de controle.

Nas cartas de controle para temperatura do líquido refrigerante do motor (Figura 3c) é possível constatar um processo fora de controle para os dois tipos de cartas para esta variável. Voltarelli et al. (2015) em estudo de indicadores de qualidade de motores agrícolas de um conjunto trator e plantadora de cana-de-açúcar, observaram que para o indicador de temperatura da água do motor (ou líquido de arrefecimento) apresentou causas especiais extrínsecas ao processo, que poderiam ser em virtude dos fatores “6 M’s (matéria-prima, mão de obra, método, máquina, medição e meio ambiente), porém este comportamento dos dados nas cartas de controle (pontos acima e abaixo dos limites de controle) podem estar atrelados ao correto funcionamento do sistema de refrigeração do motor, pois a válvula termostática abre-se em altas temperaturas da água (85 a 94°C) para que ocorra seu resfriamento pelo sistema e evite danos ao funcionamento do motor.

O sistema de arrefecimento de um motor tem como papel fundamental remover o calor de forma rápida o suficiente das partes interna mantendo a temperatura do material do motor abaixo do ponto de fusão e aumentando assim a durabilidade do motor (Umekar & Govindaraj, 2011). A quantificação da capacidade de transferência de calor do líquido de arrefecimento entre as partes interna de um motor é muito importante para o projeto de um sistema de arrefecimento, pois a transferência de calor de motores a diesel para aplicações severas auxilia na proteção contra derretimento ou deformação das peças sensíveis do motor, aumento da potência do útil do motor reduzindo vazamento de energia dentro da câmara de combustão, redução da contaminação através redução do aquecimento do motor, aumento do

desempenho da lubrificação e redução do fenômeno de batimento do motor (Gholinia et al., 2018).

As informações apresentadas nas cartas de controle para a variável temperatura do líquido refrigerante do motor são importantes para os gestores de frota analisarem se o sistema de arrefecimento do motor está atuando corretamente e quando observar alguma anomalia nos dados que fogem do apresentado podem intervir com ações preventivas de manutenção para evitar falhas que podem comprometer outros componentes além do sistema do motor.

Os dados apresentados nas cartas de controle para a variável temperatura do óleo hidráulico (Figura 4a) representam também um processo fora de controle, ou seja, está sob ações de causas especiais, porém, o valor dos limites de controle superior e os pontos plotados nos gráficos acima deste limite para ambas as cartas de valores individuais e de subgrupo estão abaixo do valor padrão de trabalho da temperatura do óleo hidráulico (65 a 70°C) da colhedora utilizada neste estudo. Este resultado demonstra que o sistema de arrefecimento do óleo hidráulico está bem dimensionado para a aplicação.

O controle da temperatura do óleo hidráulico é de extrema importância, pois quando o sistema apresenta elevadas temperaturas pode ocorrer intensificação de cavitações que prejudica os componentes internos de bombas hidráulicas e diminui a viscosidade do óleo, aumentando vazamentos e diminui a eficiência volumétrica (Shen et al., 2016).

A variável velocidade do veículo apresentou-se fora de controle em ambos os limites de controle para os dois modelos de cartas apresentados (Figura 4b). Os dados apresentaram este padrão devido ao local onde a colhedora trabalhou não ter um limite máximo de velocidade a ser seguido. Com isso a variação da velocidade ao longo do dia também ocorre por fatores como obstáculos no percurso da colhedora, presença de áreas infestada com plantas daninhas, nível de experiência dos operadores com o equipamento, comprimento da linha de colheita dentre outros.

O monitoramento da velocidade do veículo durante a colheita pode afetar fatores críticos da qualidade do processo como o nível de perdas e impurezas (mineral

e vegetal) (Ramos et al., 2016), aumento dos danos às soqueiras e consequentemente na perda de produtividade do canavial nos anos subsequentes, aumento do consumo de combustível (Drudi et al., 2019) e aumento no desgaste do material rodante das esteiras da colhedora.

Os dados de pressão do corte de base adquiridos diretamente da linha de pressão da bomba hidráulica que alimenta o motor da caixa de engrenagem do corte de base também apresentaram para as cartas de controle de valores individual e de subgrupo (Figura 5a) sobre influências de causas especiais. Os valores acima e abaixo dos limites de controle podem estar relacionados aos fatores como alteração na velocidade de deslocamento do veículo, altura de corte, diferentes densidades da cultura ao longo da linha de colheita, falhas no estande de plantas, aclives na topografia do terreno ocasionando contato dos discos de corte no solo o que aumenta significativamente a pressão e presença de plantas daninhas lenhosas como mamona que possuem uma maior densidade no material cortado ocasionando assim altas pressões.

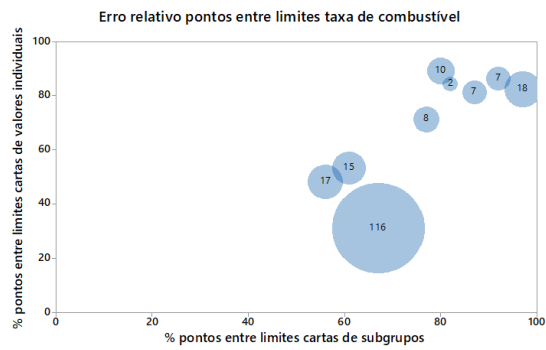
Devido a todos os fatores citados a pressão do corte de base tende a apresentar sempre este comportamento ainda mais em dados coletados de sensores a uma taxa alta como no caso do sistema de telemetria utilizado. Neste sistema o maior volume de dados permite adquirir maiores variações de pressão e devido a dinâmica de fatores que interferem nesta variável os dados se comportam de forma a indicar instabilidade no processo explicados pelos padrões de agrupamento e tendências dos gráficos sequenciais.

A variável altura do corte de base (Figura 5b) apresenta o mesmo padrão de variação dos dados apresentados para pressão do corte de base. Os altos valores apresentados na altura do corte são decorrentes de falta de calibração do sistema de controle de altura que necessita constante ajustes para manter sempre um corte uniforme. A falta de calibrações permite os sensores de altura do corte de base trabalharem com referências erradas e desta forma representando dados de corte totalmente fora dos padrões da operação.

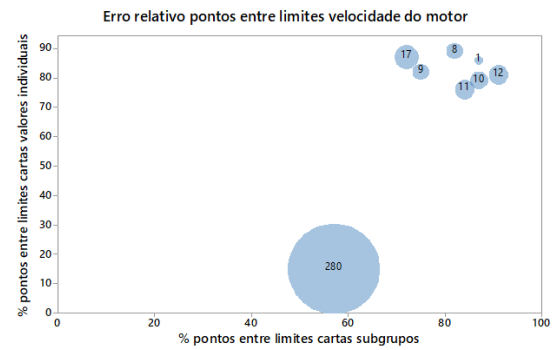
Erro relativo

Com exceção da variável temperatura do óleo hidráulico (Figura 6d), todas as demais apresentaram predominância de erro relativos classificados como aceitáveis, ou seja, erros inferiores a 30%. Os melhores desempenhos foram obtidos para taxa de combustível (Figura 6a) e pressão do corte de base (Figura 7b), altura do corte de base (Figura 7c) e velocidade do motor (Figura 6b) e velocidade do veículo (Figura 7a), os quais apresentaram erros aceitáveis em oito, sete e sete dos nove períodos avaliados respectivamente. Porém, a temperatura do líquido refrigerante (Figura 6c) também apresentou bom desempenho, com cinco erros aceitáveis.

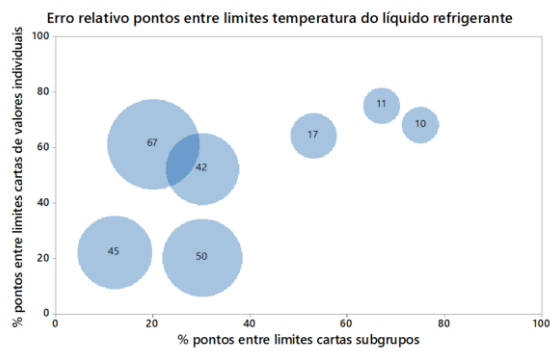
Estes resultados permitem inferir que é possível utilizar as cartas de subgrupos para avaliar os dados de telemetria das variáveis elencadas neste estudo para gerar informações assertivas para tomadas de decisões.



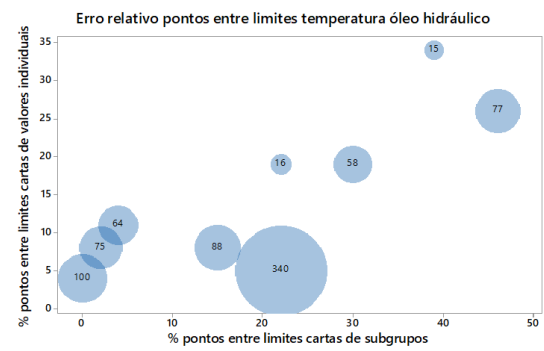
(a)



(b)



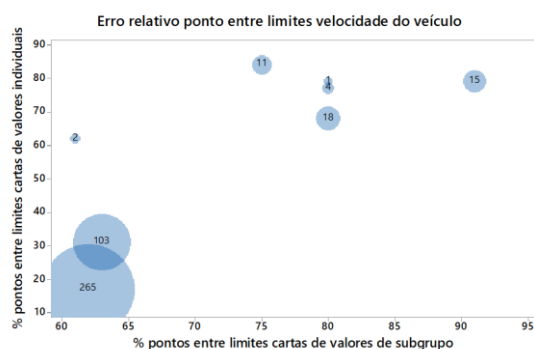
(c)



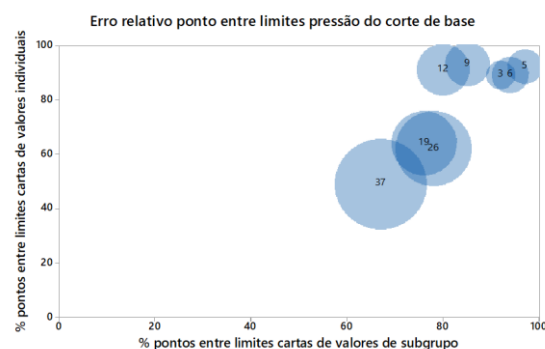
(d)

Figura 6. Erro relativo em porcentagem para dados entre os limites superior e inferior de controle entre cartas de valores individuais e de subgrupos.

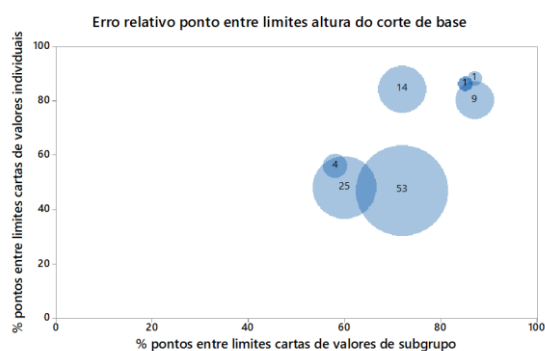
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)



(c)

Figura 7. Erro relativo em porcentagem para dados entre os limites superior e inferior de controle entre cartas de valores individuais e de subgrupos.

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

4.4. Conclusões

A metodologia desenvolvida para identificar e eliminar erros em dados de variáveis de desempenho de colhedora de cana-de-açúcar, a partir do uso das ferramentas do controle estatístico de qualidade foi efetiva, pois foi possível eliminar erros de valores discrepantes na massa de dados analisada e pelo fato das cartas de controle de subgrupos utilizadas terem apresentadas o erro relativo considerado com aceitável

É possível utilizar cartas de controle de subgrupo para interpretação dos dados de telemetria para variáveis de desempenho de colhedora de cana-de-açúcar.

A metodologia desenvolvida combina a filtragem visual dos dados, eliminação de pontos discrepantes, definição da taxa amostral a ser utilizada e confecção das cartas de controle de subgrupo.

O erro relativo para dados entre os limites para cartas de controle valores individuais e de subgrupos foram classificados como aceitáveis para a maioria das variáveis estudadas.

4.5. Referências bibliográficas

Amdouni, A, Castagliola, P, Taleb, H, Celano, G (2017). A variable sampling interval Shewhart control chart for monitoring the coefficient of variation in short production runs. **International Journal of Production Research**, 55 (19), pp. 1-16.

Akram, MA, Saif, AWA, Rahim, MA (2012). Quality monitoring and process adjustment by integrating SPC and APC: a review', **Int. J. of Industrial and Systems Engineering**, Vol. 11, No. 4, pp.375–405.

Bernache, L, Tedesco, DO, Oliveira, LP, Corrêa, LN, Silva, RP (2020). Can basal cutting blade wear affect sugarcane regrowth?. **Eng. Agríc., Jaboticabal** , v. 40, n. 1, p. 53-60, Feb.

Castillo-Ruiz FJ, Pérez-Ruiz M, Blanco-Roldán GL, Gil-Ribes JA, Agüera, A (2015). Development of a telemetry and yield-mapping system of olive harvester. **Sensors**, 15: 4001–4018. <https://doi.org/10.3390/s150204001>

Celano, G, Chakraborti, S (2020). A distribution-free Shewhart-type Mann–Whitney control chart for monitoring finite horizon productions, **International Journal of Production Research**. DOI: 10.1080/00207543.2020.1802079

Donadon, CC, FEIH, R. SILVA, R.P da, Oliveira, LP (2018). Dados de telemetria em colhedora de cana-de-açúcar: como interpretar e tomar decisões?. In: Primer Congreso Latinoamericano de Agricultura de Precision, Santiago. Anais..., 2018. v. 1. p. 1-8.

Drudi, FS, Martins, MB, Testa, JVP, Ramos, CRG, Lanças, KP (2019). Desempenho energético de colhedoras de cana-de-açúcar em diferentes produtividades agrícolas e velocidades de trabalho. **Energia na Agricultura, Botucatu**, v. 34, n. 2, p. 180-186, abril-junho. DOI: <http://dx.doi.org/10.17224/EnergAgric.2019v34n2p180-186>

Giachini, CF, Ramos, CRG, Lyra, GA, Gamero, CA, Lanças, KP (2016). Consumo de combustível e perdas de cana-de-açúcar durante a colheita diurna e noturna. **Energ. Agríc., Botucatu**, vol. 31, n.1, p.10-16, janeiro-março.

Gholinia, M, Pourfallah, M, Chamani, HR (2018). Numerical investigation of heat transfers in the water jacket of heavy duty diesel engine by considering boiling phenomenon, **Case Studies in Thermal Engineering**, Volume 12, Pages 497-509, ISSN 2214-157X, <https://doi.org/10.1016/j.csite.2018.07.003>.

Grisso, R, Pitman, R Perumpral, JV, Roberson, GT (2010). Gear up and Throttle down to Save Fuel; Virginia Cooperative Extension: Blacksburg, VA, USA, pp. 442–450.

Hui, L, Xiaobo, Y, Zhijun, M, Lijuan, Z, Zhong, S (2019). An Agricultural Machinery Operation Monitoring System Based on IoT. In Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Data Science and Information Technology (DSIT 2019). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 225–229. DOI:<https://doi.org/10.1145/3352411.3352446>.

Izaddoost, A, Ogodoand, E, Prasai, S (2019). Enhanced Data Transmission Platform in Smart Farms. In International Conference on Omni-Layer Intelligent Systems (COINS'19), May 5–7, 2019, Crete, Greece. ACM, New York, NY, USA, 4 pages. <https://doi.org/10.1145/3312614.3312630>.

Lee, JW, Kim, SC, Oh, J, Chung, W-J, Han, H-W, Kim, J-T, Park, Y-J (2019). Engine Speed Control System for Improving the Fuel Efficiency of Agricultural Tractors for Plowing Operations. *Appl. Sci.* 9, 3898.

Liu, L, Zhang, Y (2017). Design of greenhouse environment monitoring system based on Wireless Sensor Network[C]. International Conference on Control, Automation and Robotics. IEEE, 463-466.

Leroux, C, Jones, H, Clenet, A, Dreux, B, Becu, M, Tisseyre, B (2018). A general method to filter out defective spatial observations from yield mapping datasets. **Precision Agriculture**, 1-20.

Gírio, LAS, Silva, RP da, Menezes, PCM, Carneiro, FM, Zerbato, C, Ormond, ATS (2019) Quality of multi-row harvesting in sugarcane plantations established from pre-sprouted seedlings and billets, *Industrial Crops and Products*, Volume 142, 111831, ISSN 0926-6690, <https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2019.111831>. (<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0926669019308416>)

Martins, MB, Lanças, KP, Sartori, MMP, Testa, JVP (2017). Consumo de combustível da colheita mecanizada de cana-de-açúcar em diferentes velocidades de deslocamento e rotações do extrator primário. **Energ. Agric., Botucatu**, vol. 32, n.2, p.115-119, abril-junho. DOI: <http://dx.doi.org/10.17224/EnergAgric.2017v32n2p115-119>

Martins, M B, Ramos, CRG, Souza, FL, Sartori, MMP, LANÇAS, KP (2017). Relação entre velocidade de deslocamento, rendimento da cana-de-açúcar e o consumo de combustível da colhedora. **Revista de Agricultura Neotropical**, Cassilândia-MS, v. 4, n. 1, p. 88–91, jan./mar.

MINITAB (2017). Meet MINITAB 18 (versão em Português), MINITAB Satatguide, MINITAB Help. Minitab release 18.1 - Statistical Software. Minitab Inc.

Montgomery, DC (2017). Introdução ao controle estatístico da qualidade. Rio de Janeiro: LTC, 549p.

Oliveira, BR, Tavares, TO, Oliveria, LP, Silva, RP, Chicone, LCG (2020). Technical-economic viability of mechanized picking coffee (*Coffea arabica* L.) in up to three annual operations. **Spanish Journal of Agricultural Research**, [S.l.], v. 18, n. 1, p. e0201, apr. 2020. ISSN 2171-9292. Available at: <<https://revistas.inia.es/index.php/sjar/article/view/14885>>. Date accessed: 29 aug. 2020. doi:<http://dx.doi.org/10.5424/sjar/2020181-14885>.

Paixão, CSS, Alcântara, AS, Voltarelli, MA, Silva, R P, Tavares, TO (2017). Monitoring of soybean mechanical harvesting as a function of plot shapes. **Eng. Agríc., Jaboticabal**, v. 37, n. 4, p. 689-698, Aug. Available from <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S010069162017000400689&lng=en&nrm=iso>. <https://doi.org/10.1590/1809-4430-eng.agric.v37n4p689-698/2017>.

Ramos, CRG, Lanças, KP, Santos, RS, Martins, MB, Sandi, J (2016). Eficiência e demanda energética de uma colhedora de cana-de-açúcar em talhões de diferentes comprimentos. **Energ. Agric., Botucatu**, vol. 31, n.2, p.121-128, abril-junho.

Ramos, CRG, Lanças, KP, Santos, RS, Silva, RL (2016). Perdas e impurezas na colheita mecanizada de cana-de-açúcar utilizando diferentes configurações de trabalho da colhedora. **Energ. Agric., Botucatu**, vol. 31, n.4, p.317-327, outubro-novembro.

Santinato, F (2016). Inovações tecnológicas para cafeicultura de precisão. 125 p. Tese (Doutorado em Agronomia / Produção Vegetal) - Faculdade de Ciências Agrárias e veterinárias, Universidade Estadual Paulista. Jaboticabal.

Sarri, D, Martelloni, L, Vieri, M (2017). Development of a prototype of telemetry system for monitoring the spraying operation in vineyards, **Computers and Electronics in Agriculture**, Volume 142, Part A, Pages 248-259, ISSN 0168-1699, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.018>.

Shen, W, Zhang, J, Sun, Y, Zhang, D, Jiang, J (2016). Effect of cavitation bubble collapse on hydraulic oil temperature. *J. Cent. South Univ.* 23: 1657 <https://doi.org/10.1007/s11771-016-3220-z>

Spekken, M, Anselmi, AA, Molin, JP (2013). A simple method for filtering spatial data. In J. V. Stafford (Ed.), *Precision agriculture'13: Proceedings of the 9th European conference on precision agriculture* (pp. 259–266). Wageningen, The Netherlands: Wageningen Academic Publishers.

Suciu, G, Vulpe, A, Fratu, O, Suciu, V (2015). M2M remote telemetry and cloud IoT big data processing in viticulture." In *International IEEE Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC)*, pp. 1117-1121.

Tseng, C, Jiang, J, Lee, R, Lu, F, Ouyang, C, Chen, Y, Chang, C, (2006). Feasibility study on application of GSM-SMS technology to field data acquisition. **Comput. Electron. Agric.** 53, 45–59. <http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2006.03.005>.

Tukey, JW (1977). Exploratory data analysis. Reading: Adson-Wesley. ISBN 0-201-07616-0.

Umekar, MM, Govindaraj, D (2011). No. 2011-26-0087. SAE Technical Paper.

Voltarelli, MA (2013). Qualidade da operação de plantio mecanizado de cana-de-açúcar nos turnos diurno e noturno. 168 f. Dissertação (Mestrado), Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal.

Voltarelli, MA, Silva, RP, Zerbato, C (2015). Ferramentas do controle estatístico de processo aplicadas no desempenho de tratores agrícolas. Capítulo do livro: Controle de qualidade em operações agrícolas mecanizadas. 1 ed. Jaboticabal: SBEA. ISBN 978-85-64681-07-1.

CAPÍTULO 5: CONSIDERAÇÕES FINAIS

O uso de cartas de controle de valores individuais com período mensal de aquisição mostrou-se inviável para a análise de dados de telemetria de colhedora de cana-de-açúcar.

Dentre os agrupamentos avaliados para cartas de controle de subgrupo, o que obteve melhor visualização dos dados foram as cartas equivalente ao período de trabalho de meio dia (12 horas), permitindo a visualização dos pontos de forma mais espaçada e de fácil interpretação.

As cartas de controle mostraram-se eficazes na avaliação das variáveis de dados de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar.

A utilização da metodologia de Análise de Modos de Falha e seus Efeitos (FMEA) para priorização de variáveis do sistema de telemetria, mostrou-se eficiente, pois foi possível identificar 12 variáveis prioritárias dentre 25 apresentadas na telemetria.

Das 12 variáveis prioritárias, sete (pressão do corte de base, altura do corte de base, horas do elevador, acionamento do extrator principal, status da orientação, taxa de combustível e velocidade do veículo) apresentaram os maiores índices de prioridade de risco.

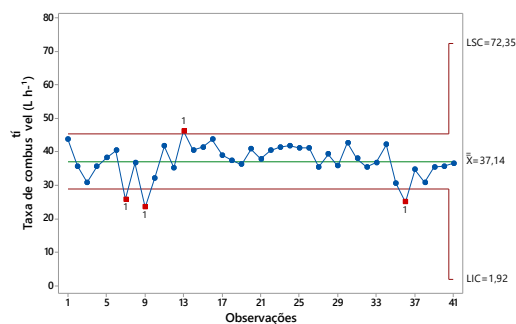
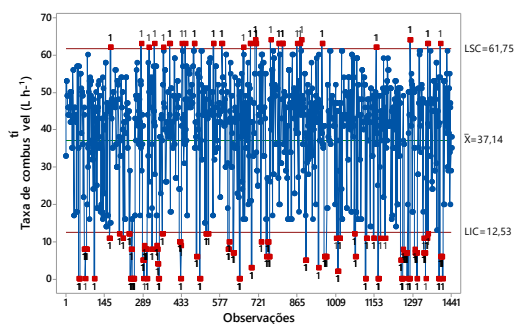
Velocidade do veículo pode ser considerada a principal variável na avaliação do desempenho da colhedora de cana-de-açúcar, pois ela pode apresentar influência em praticamente metade das outras variáveis.

A utilização da metodologia de filtragem dos dados, eliminação de pontos discrepantes e definição da taxa amostral para os dados das variáveis do sistema de telemetria, permite a utilização das cartas de controle de subgrupo para a avaliação de dados de telemetria da colheita mecanizada de cana-de-açúcar, pois o erro relativo para dados entre limites de cartas de valores individuais em comparação com as cartas de subgrupo, foi na maioria classificados como aceitáveis.

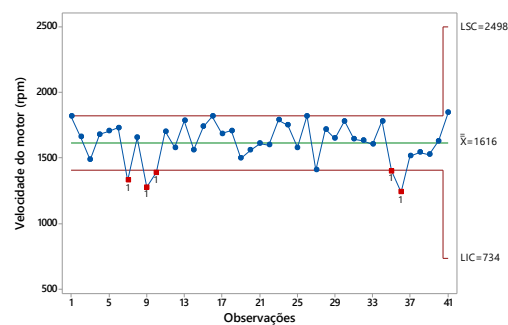
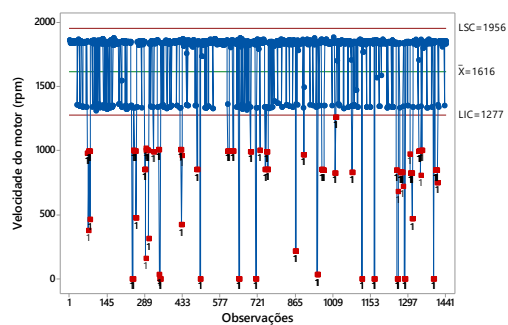
Tanto nas cartas de controle de valores individuais, como nas cartas de subgrupo, o processo foi considerado como instável, pois a não aleatoriedade dos dados confirmada pela presença de padrões de agrupamento e tendência nos gráficos

sequenciais, indicam que há a ocorrência de fatores externos, como causas especiais, atuando para a variabilidade dos dados.

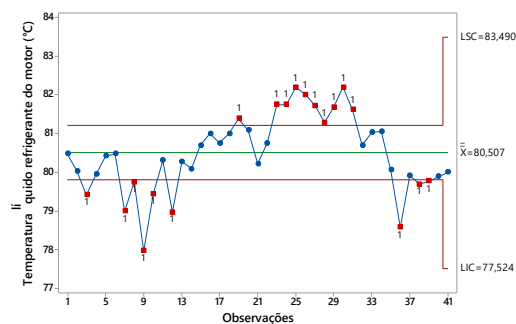
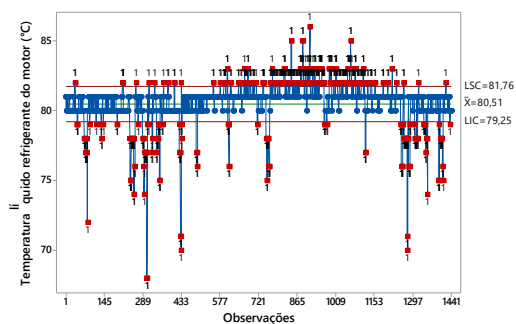
ANEXO 01. Cartas de controle para os demais períodos avaliados



(a)

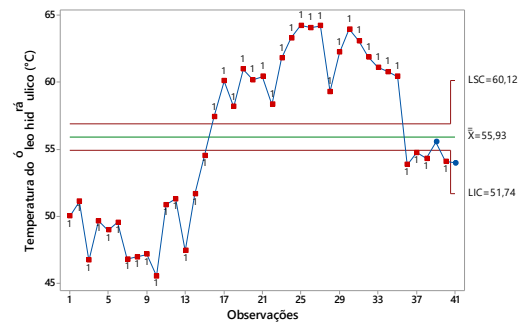
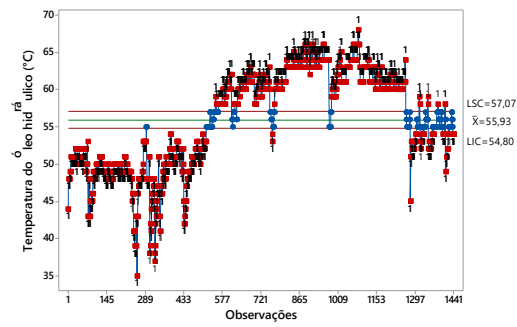


(b)

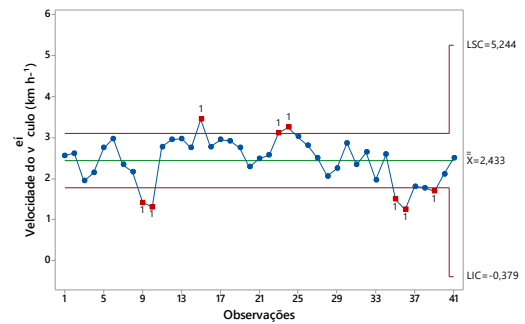
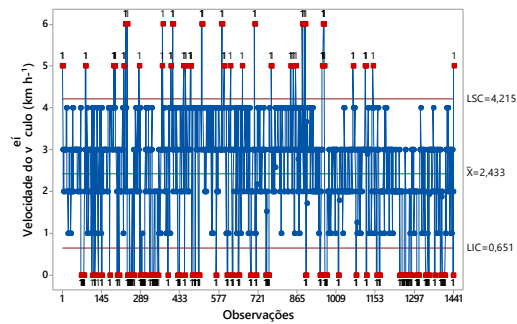


(c)

Figura 1. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 24/08/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L \cdot h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).



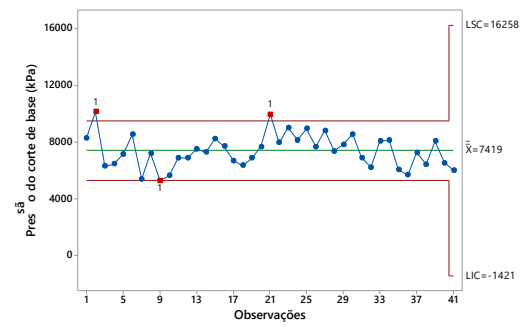
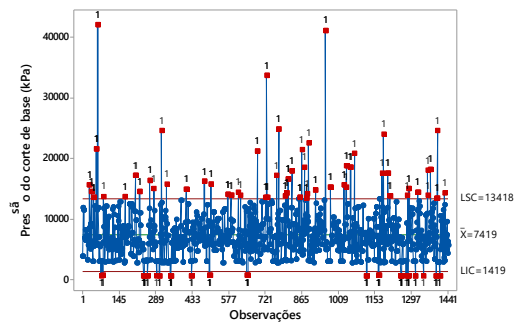
(a)



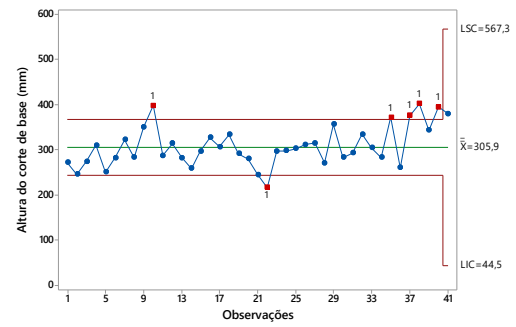
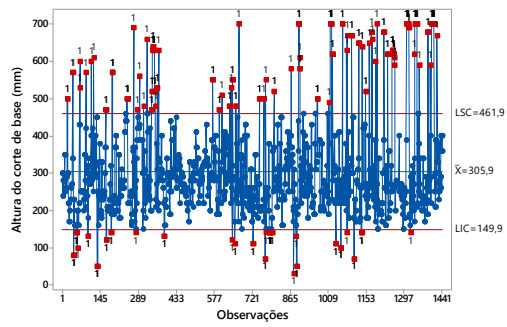
(b)

Figura 2. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 24/08/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



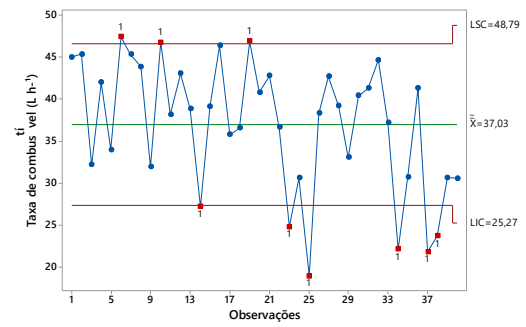
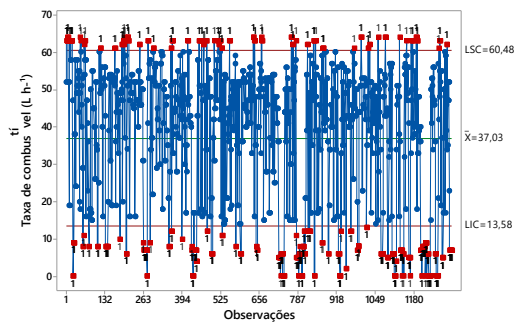
(a)



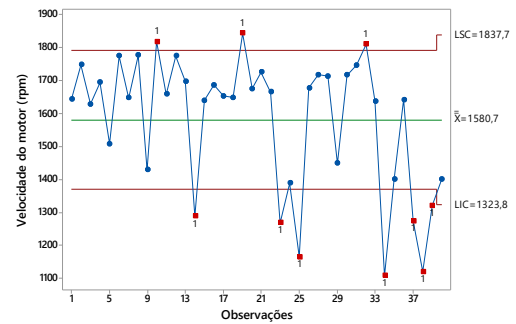
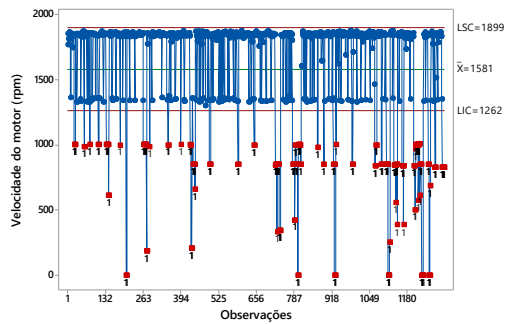
(b)

Figura 3. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 24/08/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

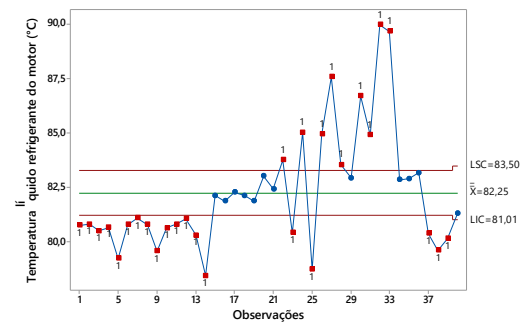
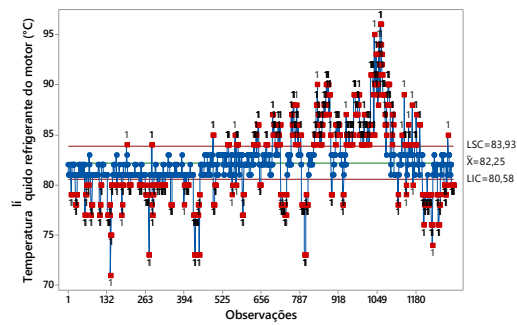
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)



(c)

Figura 4. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 29/08/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).

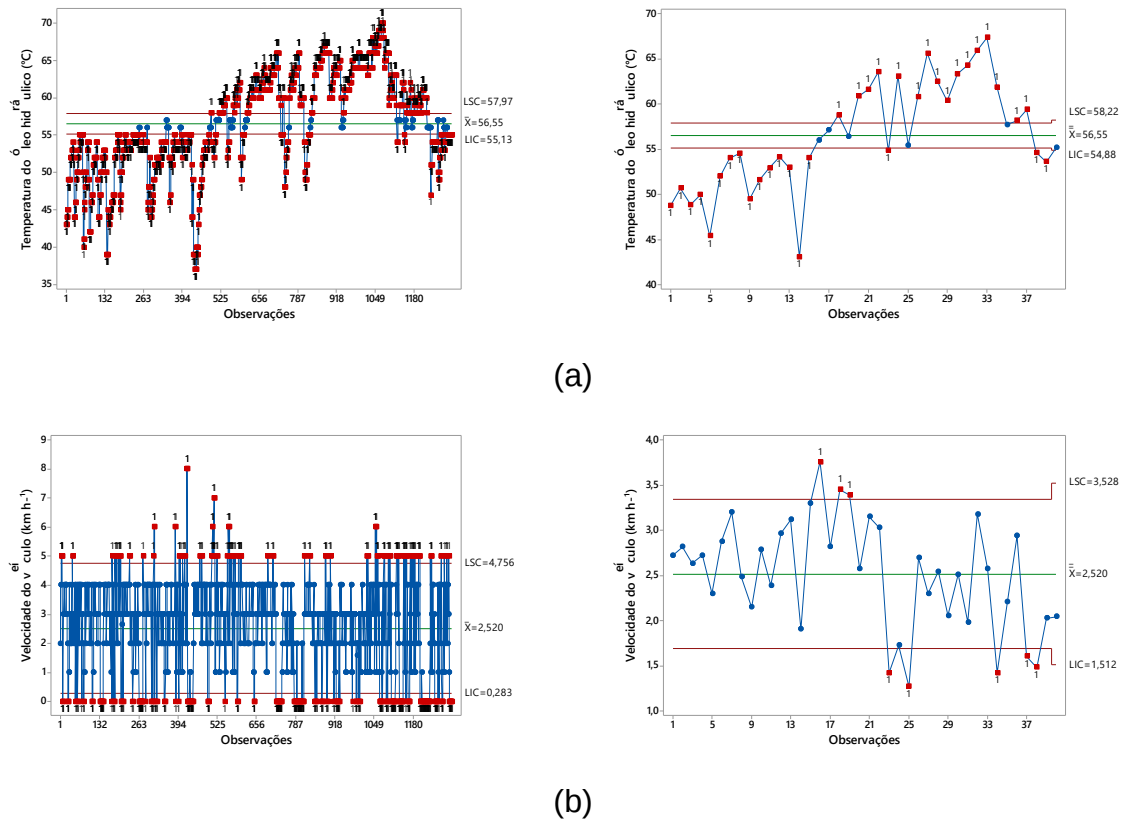
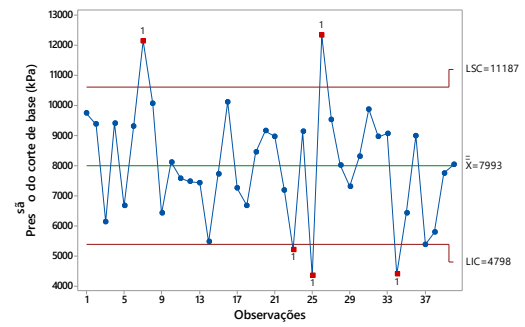
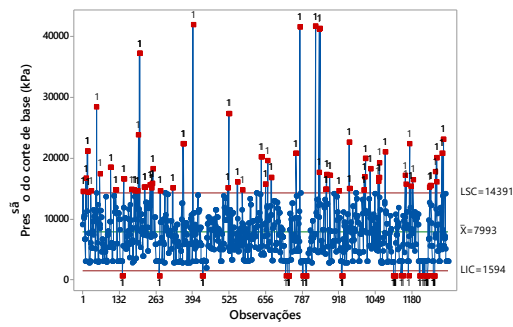
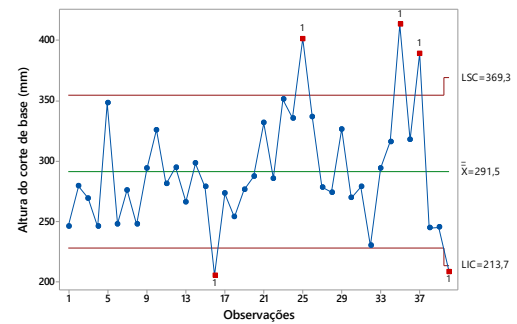
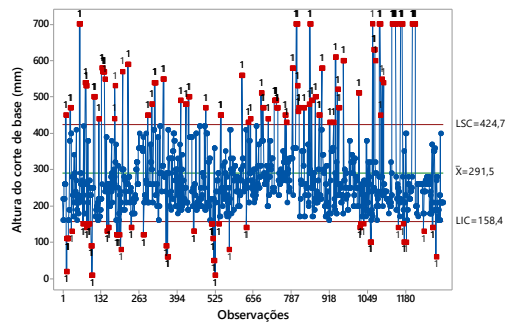


Figura 5. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 29/08/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



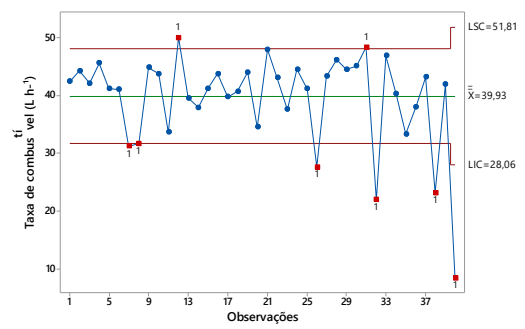
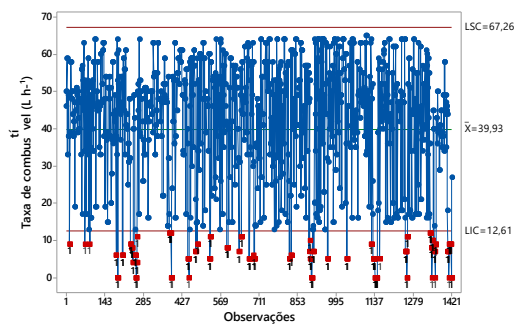
(a)



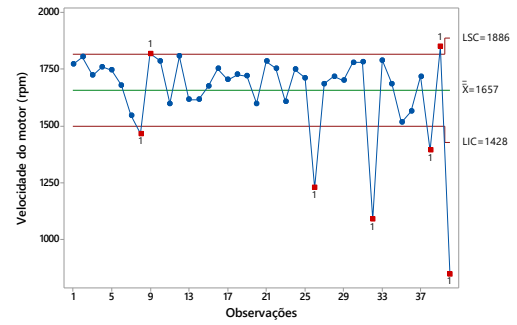
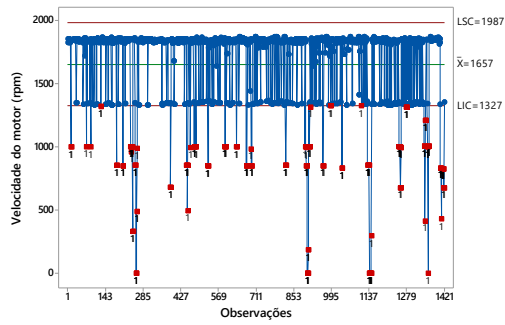
(b)

Figura 6. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 29/08/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

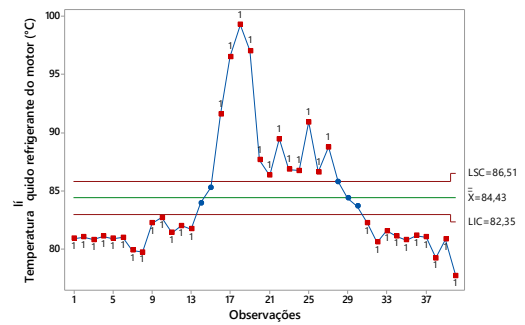
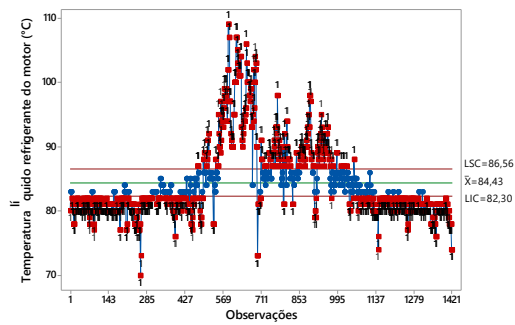
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)



(c)

Figura 7. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 31/08/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).

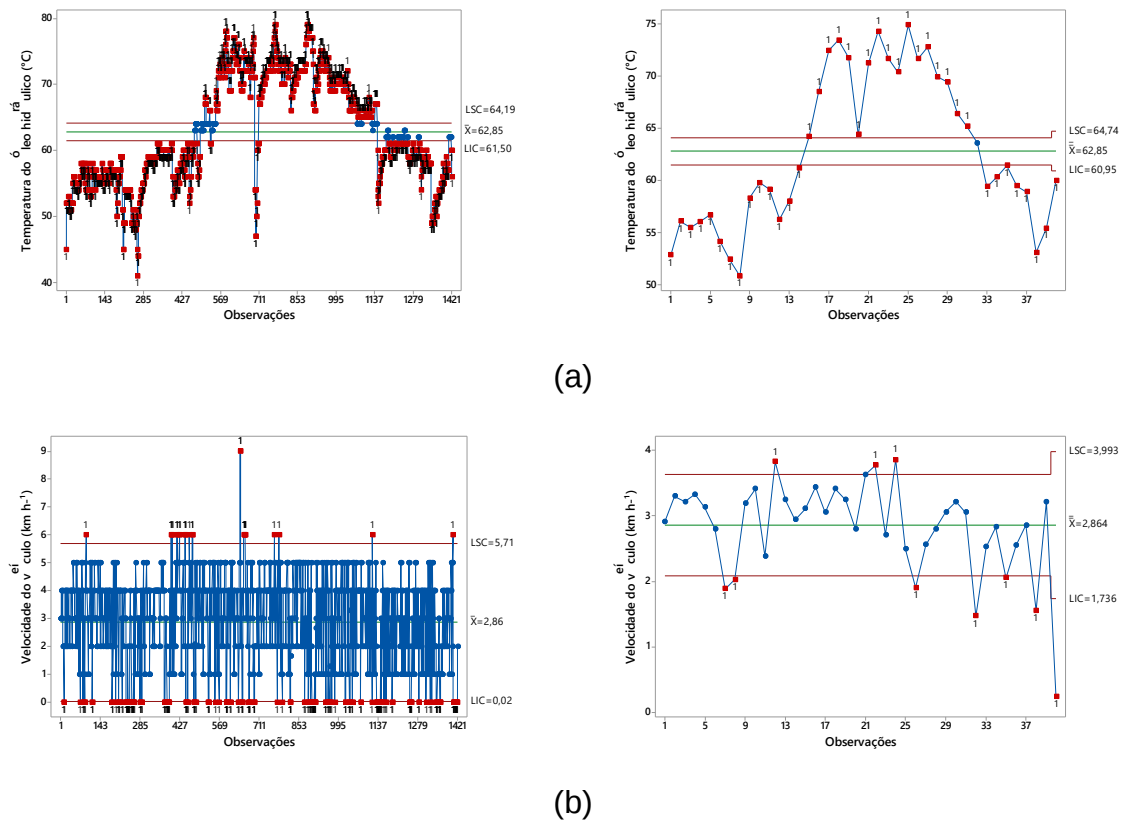
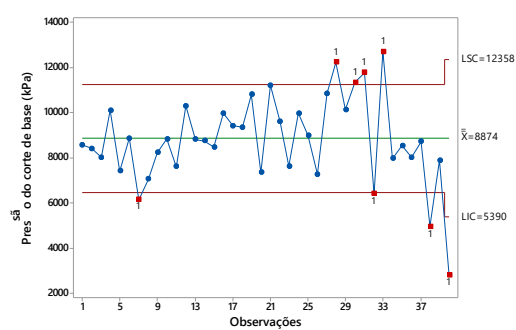
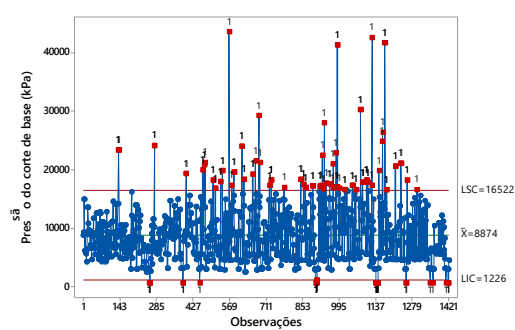
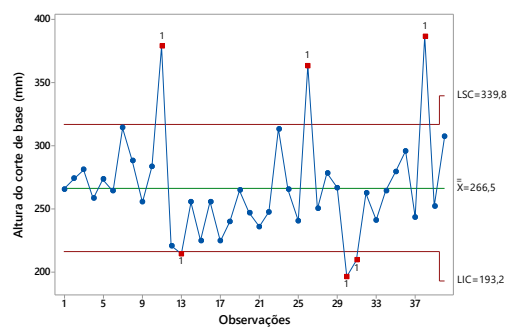
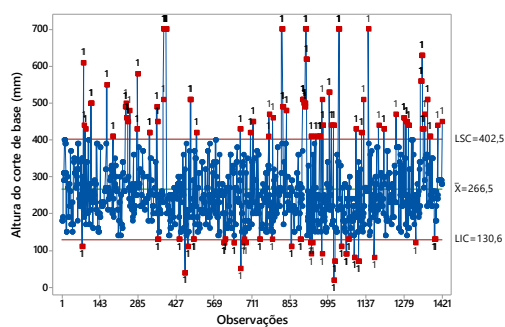


Figura 8. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 31/08/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



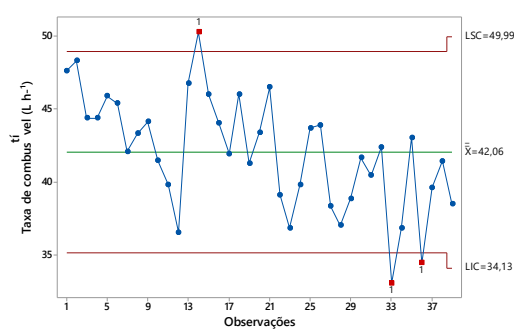
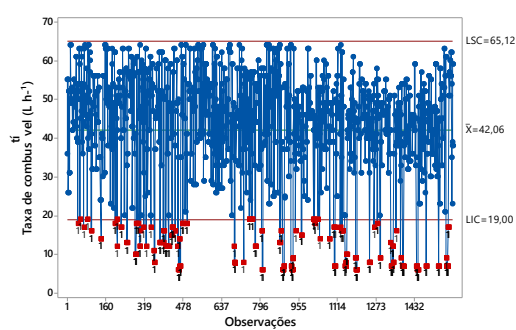
(a)



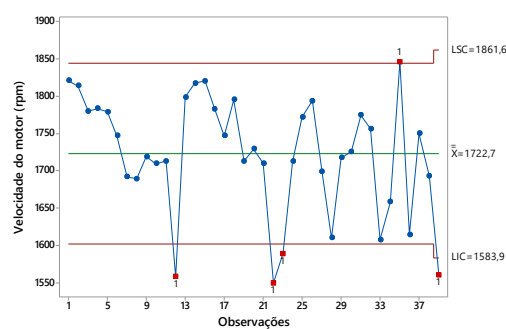
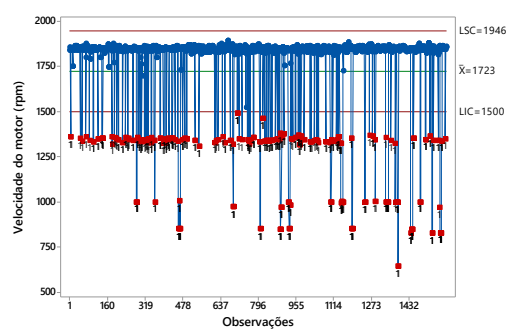
(b)

Figura 9. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 29/08/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

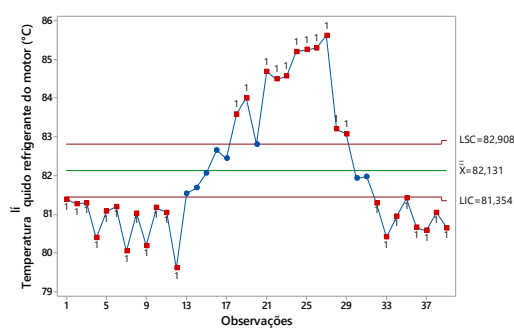
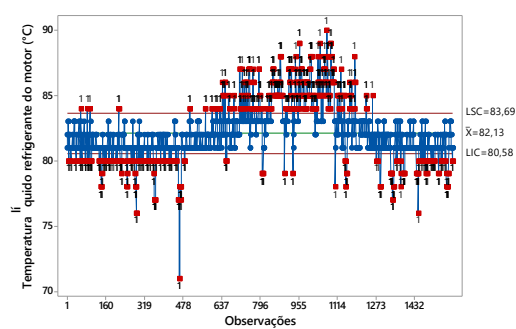
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)

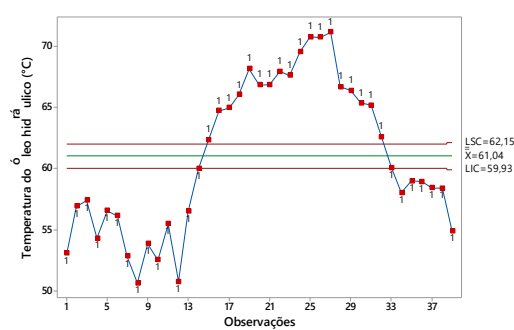
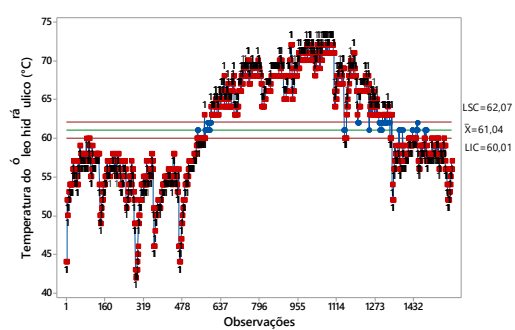


(b)

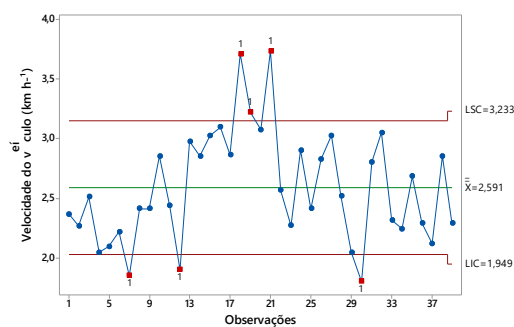
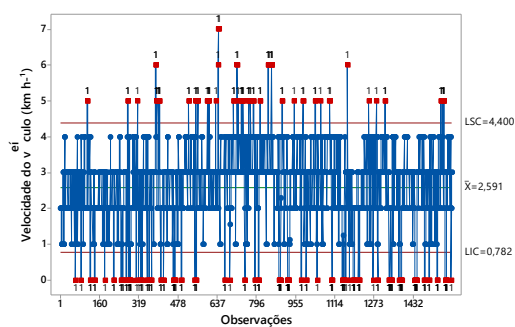


(c)

Figura 10. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 08/09/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).



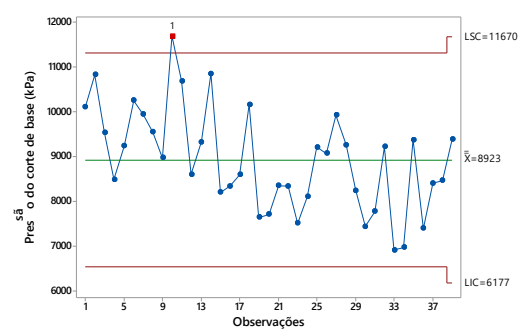
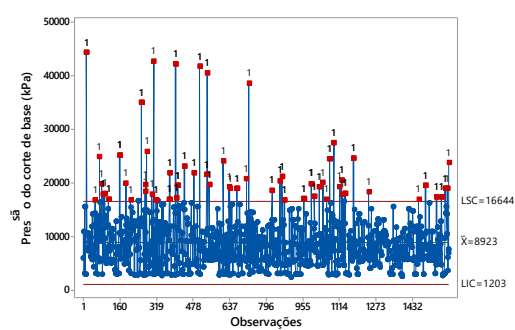
(a)



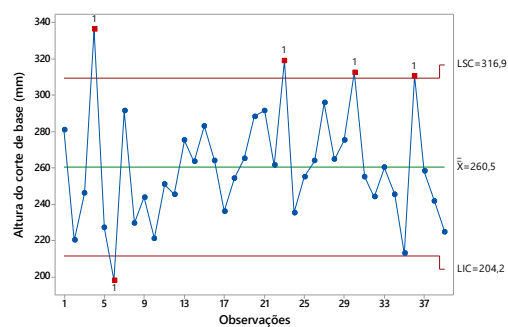
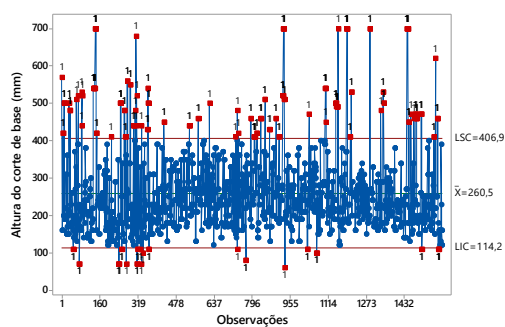
(b)

Figura 11. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 08/09/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



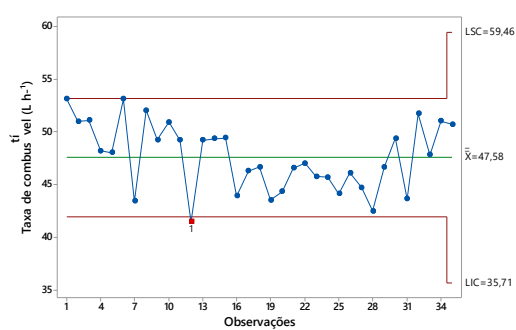
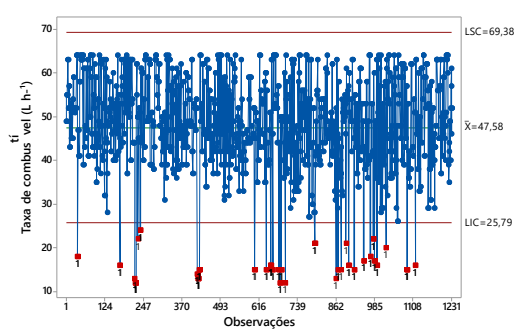
(a)



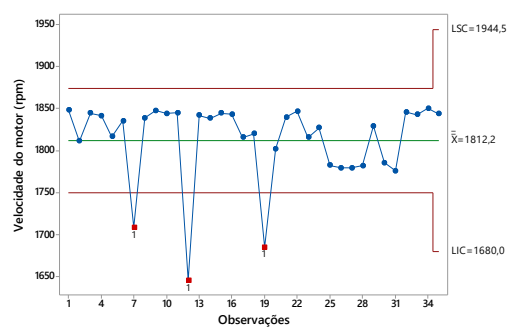
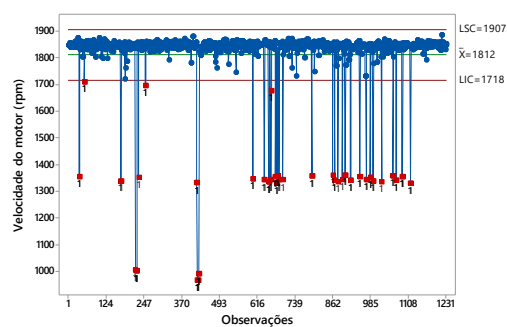
(b)

Figura 12. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 08/09/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

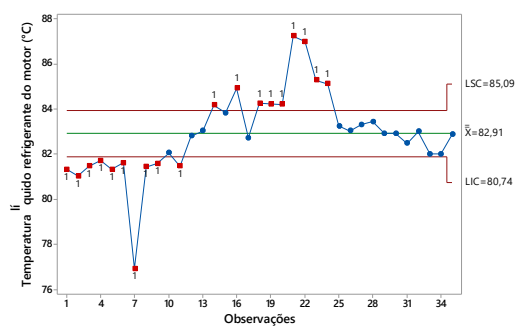
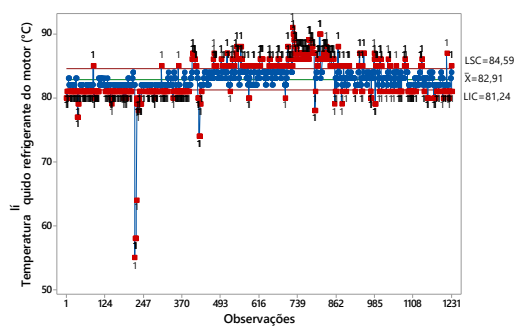
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)

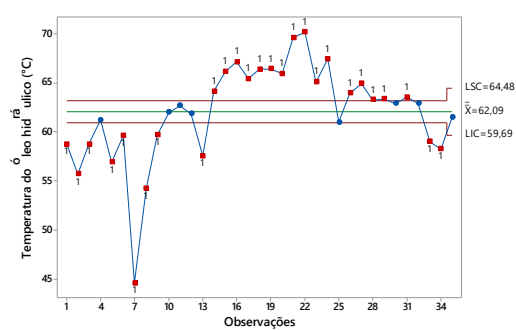
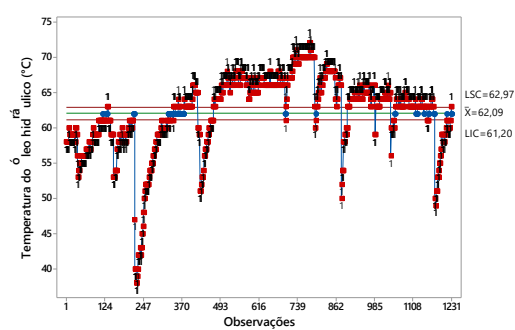


(b)

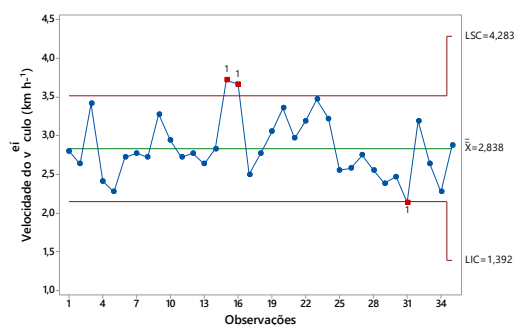
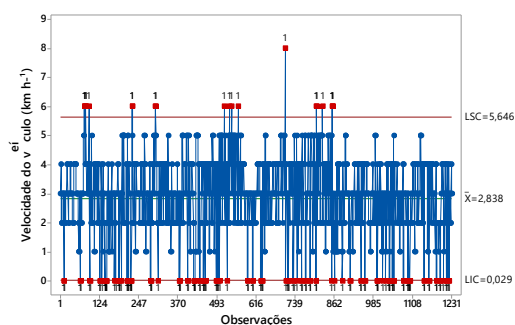


(c)

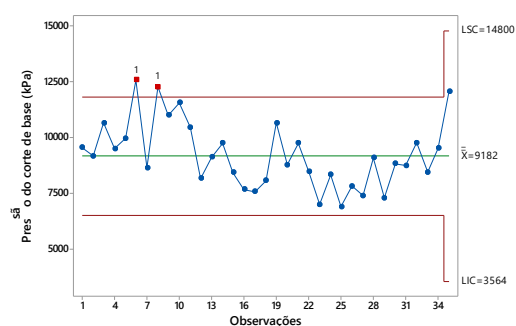
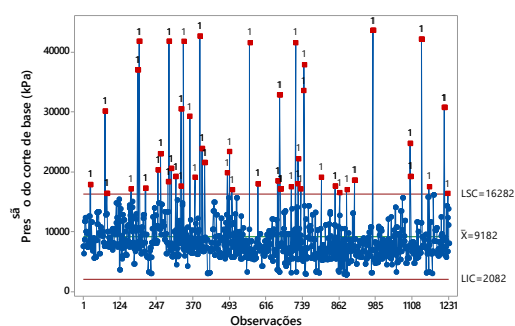
Figura 13. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 21/09/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L \cdot h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).



(a)



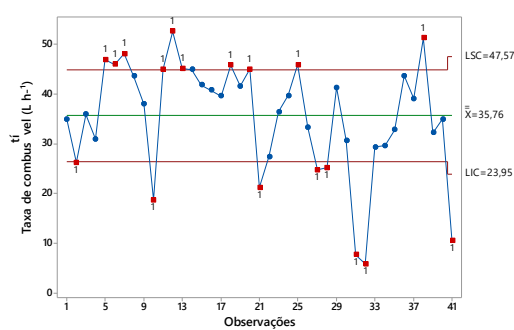
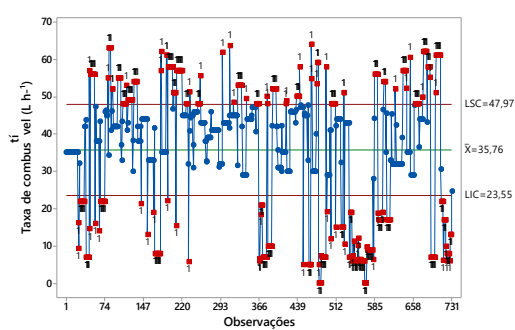
(b)



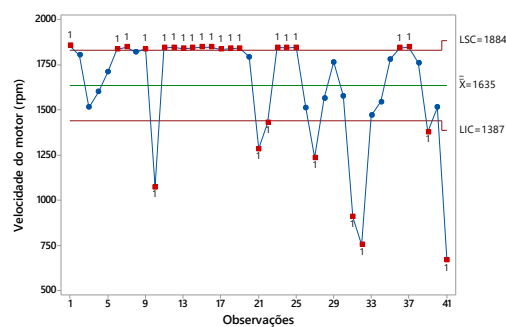
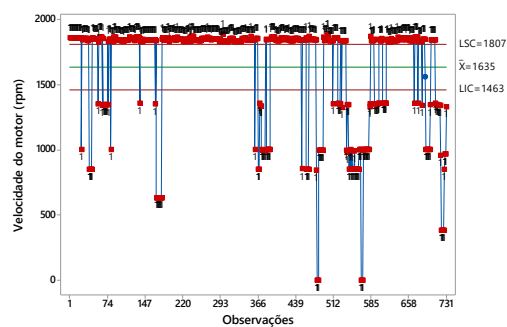
(c)

Figura 14. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 21/09/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹); (c) pressão do corte de base.

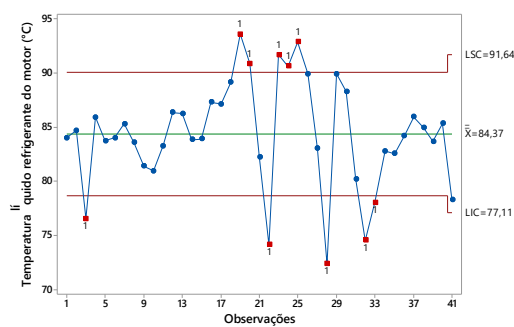
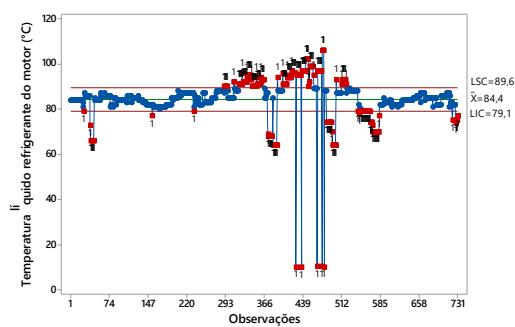
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)



(c)

Figura 15. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 05/11/2019 para variáveis (a) taxa de combustível (L h^{-1}); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}\text{C}$).

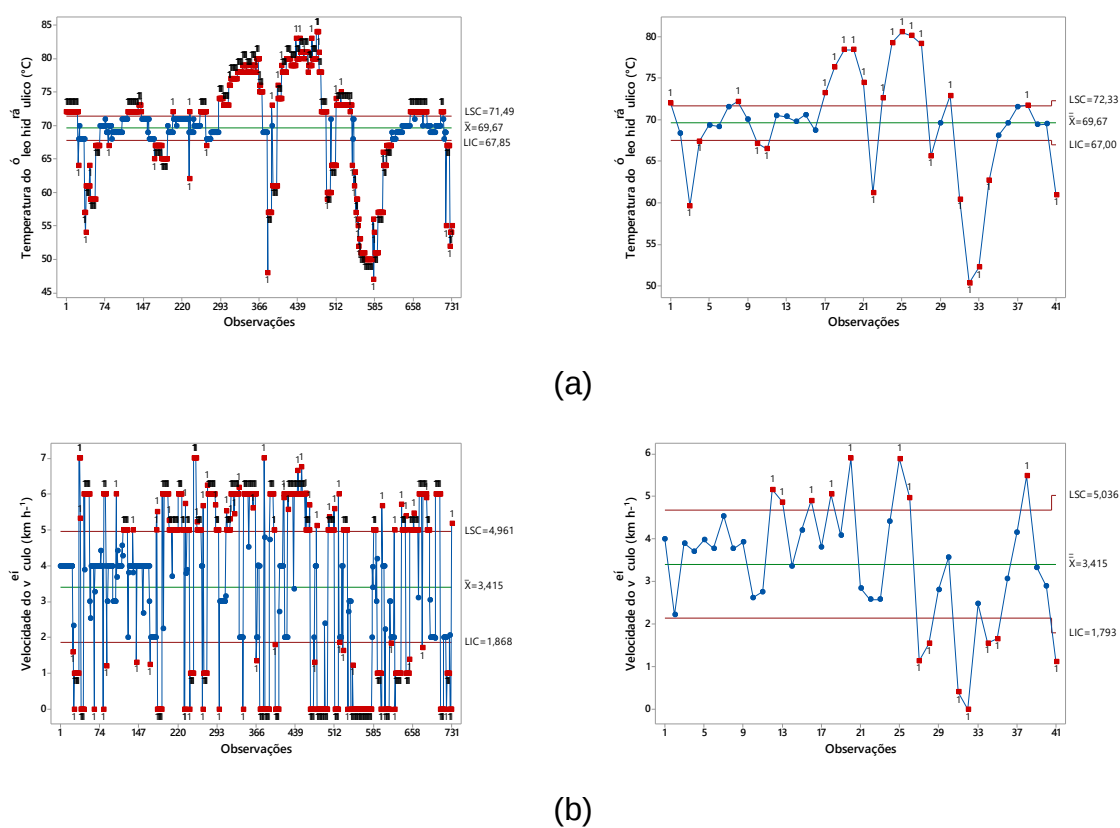
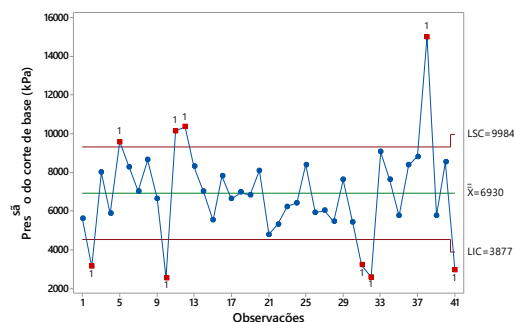
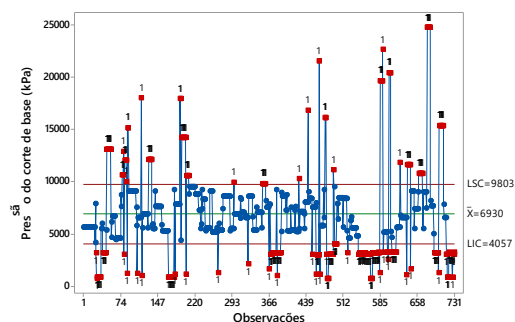
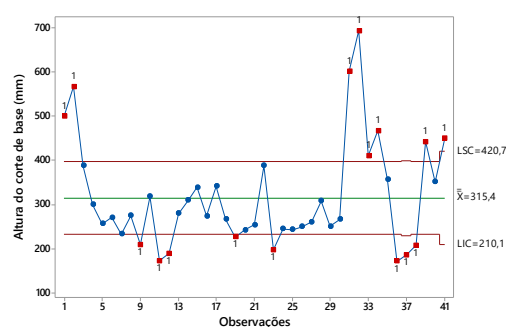
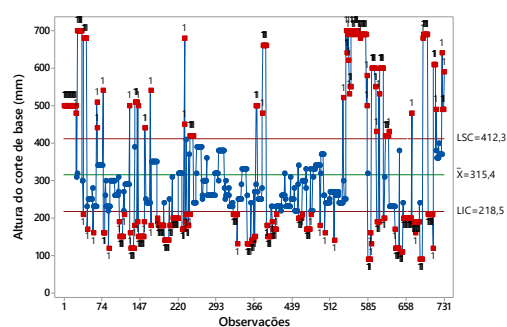


Figura 16. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 05/11/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.



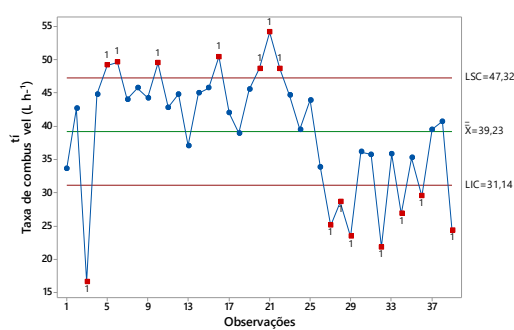
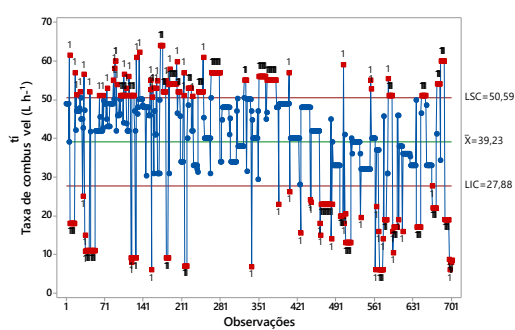
(a)



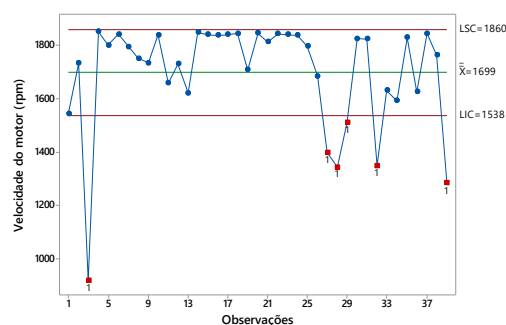
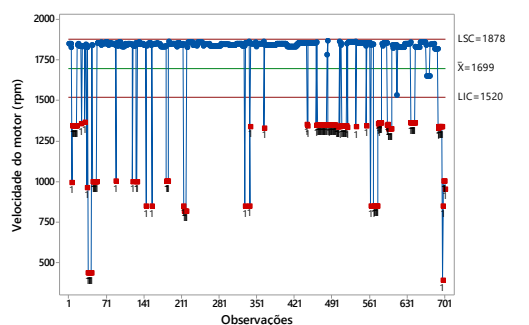
(b)

Figura 17. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 05/11/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

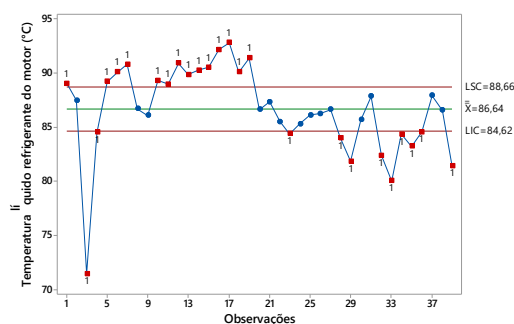
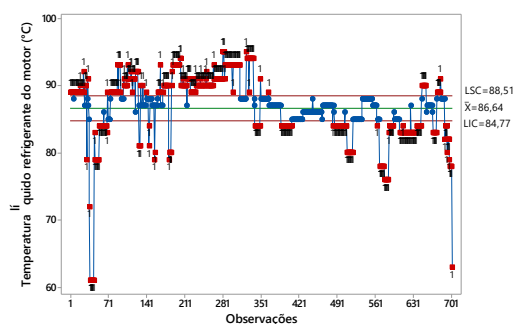
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)



(b)



(c)

Figura 18. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 10/11/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).

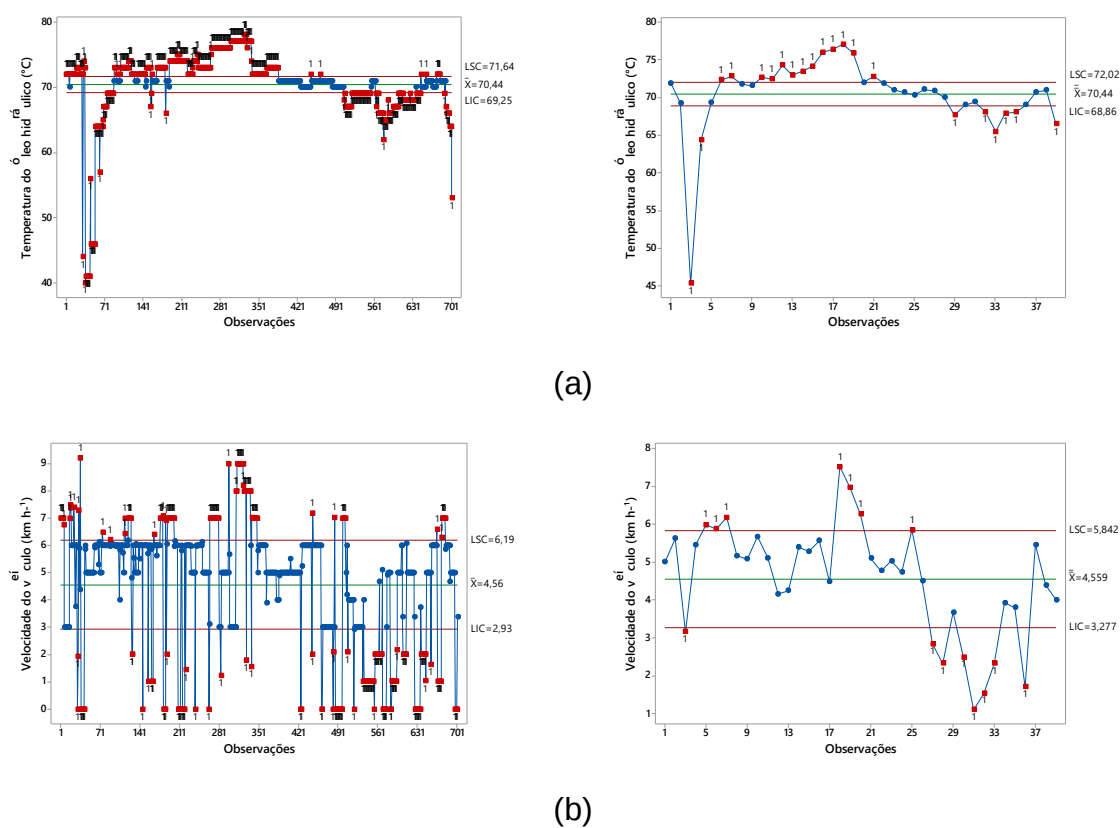


Figura 19. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 10/11/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

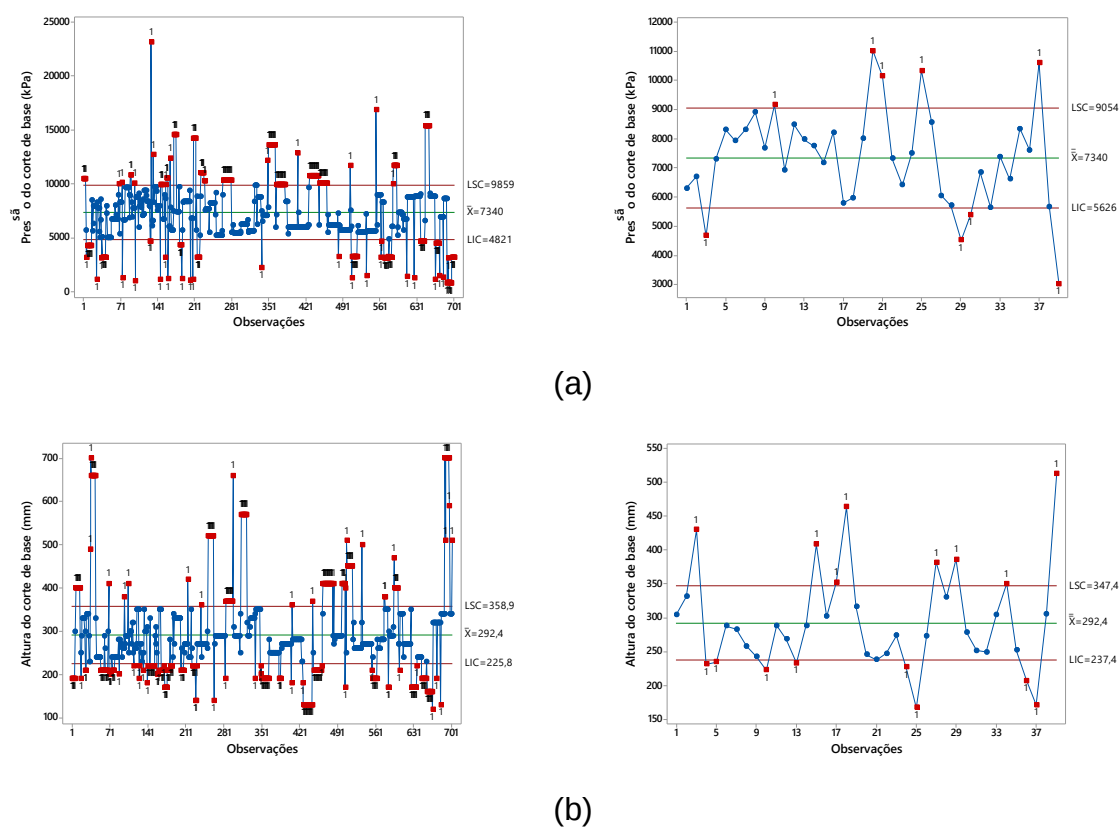
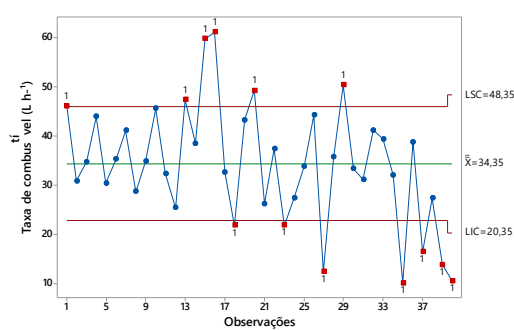
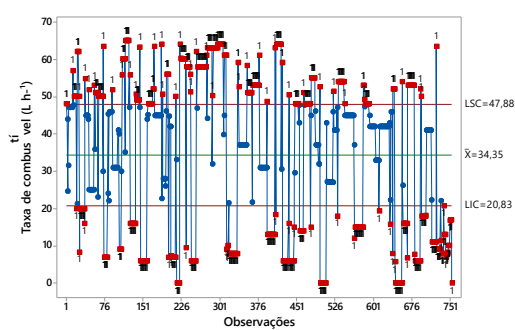
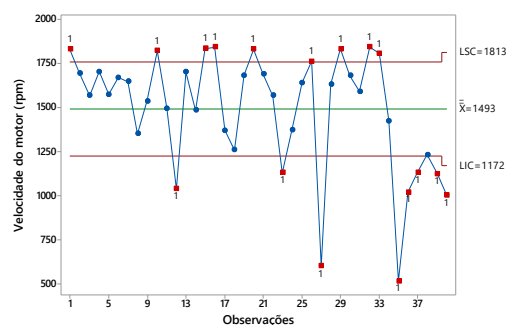
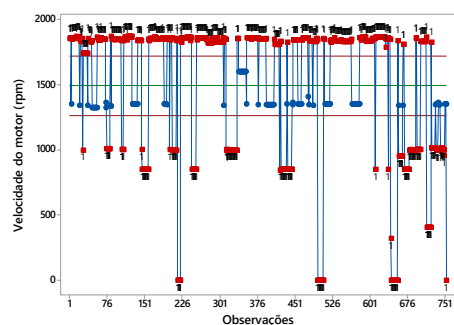


Figura 20. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 10/11/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

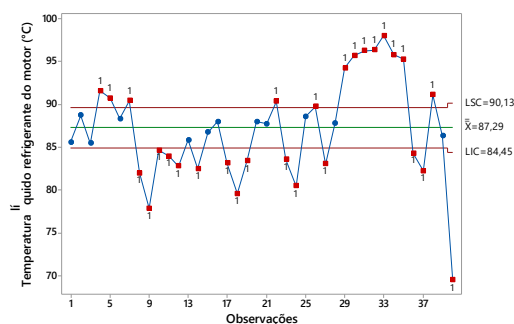
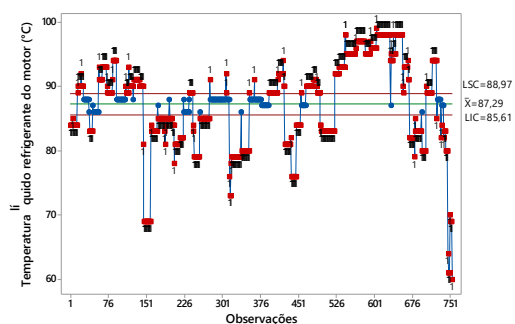
Fonte: Resultados originais da pesquisa.



(a)

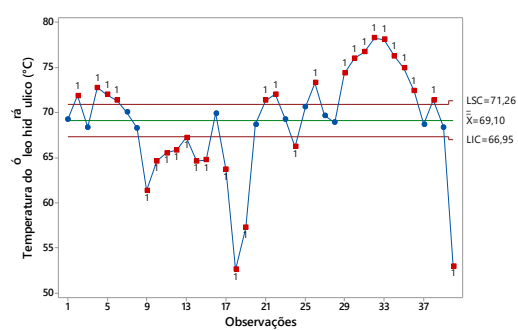
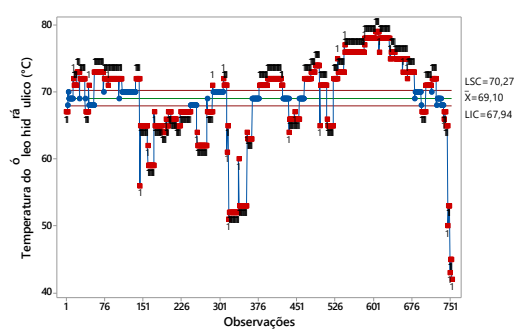


(b)

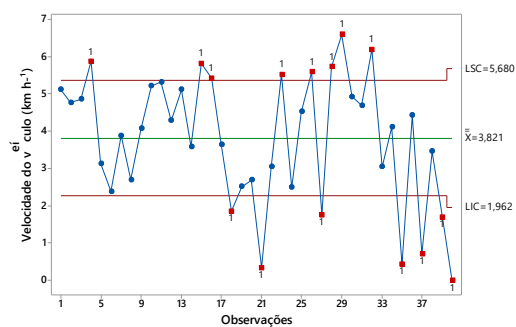
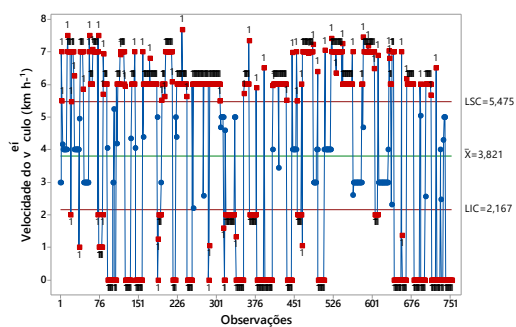


(c)

Figura 21. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 12/11/2019 para variáveis (a) taxa de combustível ($L h^{-1}$); (b) velocidade do motor (rpm); (c) temperatura líquido refrigerante do motor ($^{\circ}C$).



(a)



(b)

Figura 22. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 12/11/2019 para variáveis (a) temperatura do óleo hidráulico (°C); (b) velocidade do veículo (km h⁻¹).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.

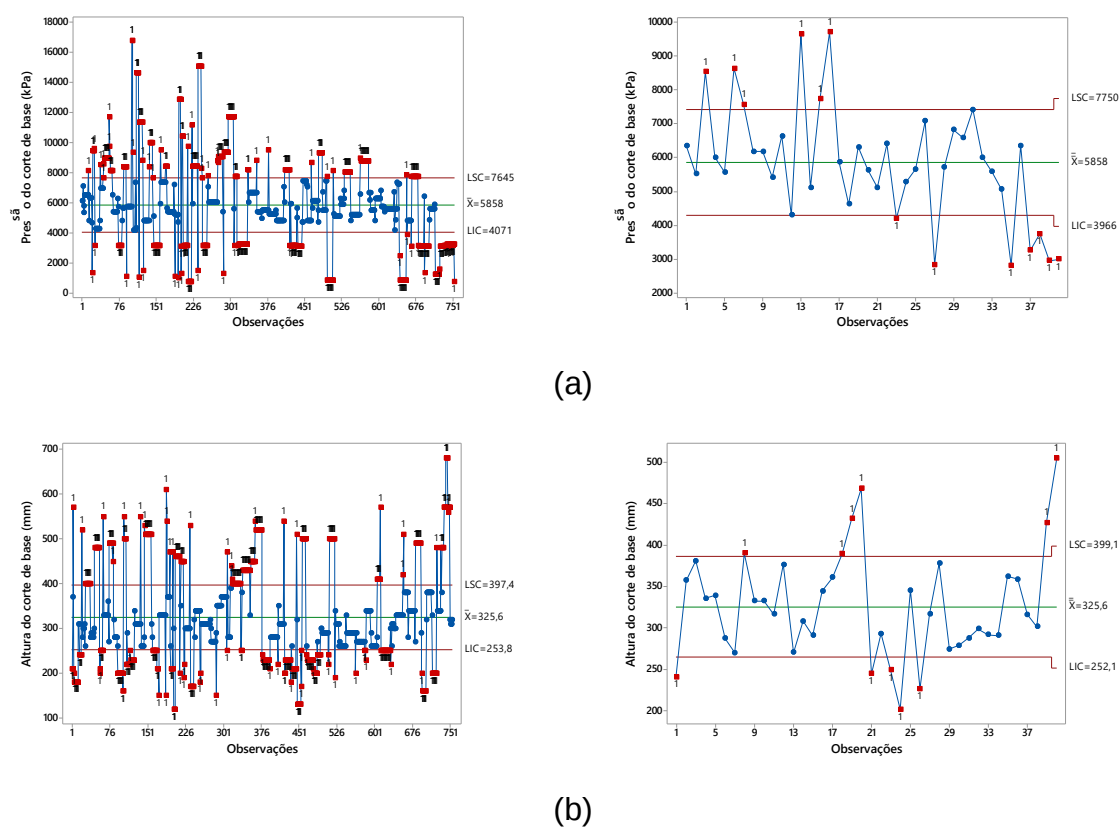


Figura 23. Cartas de valores individuais e subgrupos no período de 12/11/2019 para variáveis (a) pressão do corte de base (kPa); (b) altura do corte de base (mm).

Fonte: Resultados originais da pesquisa.