

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**ANÁLISE UNI E MULTIVARIADA APLICADA À QUALIDADE
OPERACIONAL DA COLHEITA MECANIZADA DE SOJA**

Carla Segatto Strini Paixão

Engenheira Agrônoma

2017

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
CÂMPUS DE JABOTICABAL**

**ANÁLISE UNI E MULTIVARIADA APLICADA À QUALIDADE
OPERACIONAL DA COLHEITA MECANIZADA DE SOJA**

Carla Segatto Strini Paixão

Orientador: Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva

Coorientador: Prof. Dr. Carlos Eduardo A. Furlani

Tese apresentada à Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias – Unesp, Câmpus de Jaboticabal, como parte das exigências para a obtenção do título de Doutor em Agronomia (Produção Vegetal)

2017

P78t Paixão, Carla Segatto Strini
análise uni e multivariada aplicada à qualidade operacional da
colheita mecanizada de soja/ Carla Segatto Strini Paixão. --
Jaboticabal, 2017
xiv, 100 p. : il. ; 28 cm

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista, Faculdade de
Ciências Agrárias e Veterinárias, 2017
Orientador: Rouverson Pereira da Silva
Banca examinadora: Anderson das Chagas Magalhães, Fábio
Alexandre Cavichioli; João Paulo Arantes Rodrigues da Cunha,
Marcelo Boamorte Ravelli
Bibliografia

1. Colhedora de grãos. 2. Controle estatístico de processo. 3.
Desempenho de máquinas agrícolas. 4. MMEP. 5. *Glycine max* (L.)
Merrill I. Título. II. Jaboticabal-Faculdade de Ciências Agrárias e
Veterinárias.

CDU 631.3:633.34

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação –
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação - UNESP, Câmpus de Jaboticabal.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

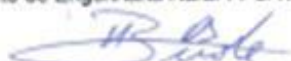
TÍTULO DA TESE: ANÁLISE UNI E MULTIVARIADA APLICADA À QUALIDADE OPERACIONAL DA COLHEITA MECANIZADA DE SOJA

AUTORA: CARLA SEGATTO STRINI PAIXÃO
ORIENTADOR: ROVERSON FERREIRA DA SILVA
COORIENTADOR: CARLOS EDUARDO ANGELI FURLANI

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



Prof. Dr. ROVERSON FERREIRA DA SILVA
Departamento de Engenharia Rural / FCAV / UNESP - Jaboticabal




Prof. Dr. MARCELO BOAMORTE RAVELLI
Centro de Administração e Tecnologia / UNIARA - Araraquara/SP



Prof. Dr. FABIO ALEXANDRE CAVICHIOLI
Departamento de Agronegócio / FATEC - Taquaritinga/SP



Prof. Dr. ANDERSON CHAGAS MAGALHAES
Departamento de Engenharia Agrícola / FCAT / UNESP - Dracena/SP



Prof. Dr. JOÃO PAULO ARANTES RODRIGUES DA CUNHA
Departamento de Engenharia Agrícola / UFU - Uberlândia/MG

Jaboticabal, 19 de dezembro de 2017

DADOS CURRICULARES DO AUTOR

CARLA SEGATTO STRINI PAIXÃO – nascida em Sertãozinho, São Paulo, no dia 16 de novembro de 1987, filho de Augusto Cesar Strini Paixão e Lydia Maria Segatto Strini Paixão. Coursou o Ensino Fundamental e Médio no Colégio COC, em Ribeirão Preto, tendo finalizado o Ensino Médio no ano de 2005. Ingressou no Ensino Superior no ano de 2006 no curso de Agronomia, e recebeu o título de Engenheiro Agrônomo formado pela Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Câmpus de Jaboticabal. Desenvolveu projetos de Iniciação Científica relacionado ao tema compostagem na agricultura e foi Bolsista de iniciação/empresa privada - FUNEP. No ano de 2013, iniciou o curso de Mestrado em Agronomia, no programa de Ciência do Solo, pela Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” – Câmpus de Jaboticabal, São Paulo, sendo bolsista CAPES, no Departamento de Engenharia Rural, desenvolvendo suas pesquisas e fazendo parte do LAMMA - Laboratório de Máquinas e Mecanização Agrícola, com ênfase e experiência na área de Engenharia Agrícola, atuando nas áreas de máquinas e mecanização agrícola, controle de qualidade nas operações agrícolas mecanizadas. Em fevereiro de 2013 obteve o título de Mestre em Agronomia. Em março de 2013 iniciou o curso de Doutorado em Agronomia, nesta mesma universidade. Atua como docente em disciplinas no Centro Universitário Moura Lacerda e no Centro Universitário de Rio Preto. Em dezembro de 2017 submeteu-se à banca examinadora para obtenção do título de Doutora em Agronomia.

"Vencer é apenas uma possibilidade; lutar, porém, é sempre a única saída digna e definitiva."

Á minha família, principalmente ao meu pai Augusto Cesar Strini Paixão e minha mãe Lydia Maria Segatto Strini Paixão por confiarem e acreditarem que é possível transformar sonhos em uma nova realidade. Nem sempre foi fácil, nem sempre deu certo, mas sempre estiveram do meu lado...

DEDICO

Ao meu noivo Murilo Aparecido Voltarelli,
Por toda ajuda e amor em cada etapa desta tese...

OFEREÇO

AGRADECIMENTOS

À DEUS, pela presença constante em minha vida.

Aos meus pais Augusto Cesar Strini Paixão e Lydia Maria Segatto Strini Paixão que são a base que sustenta a minha fortaleza, estando cada um sempre pronto a acolher meus problemas e apontar o caminho da sabedoria.

Aos meus queridos irmãos Augusto e Nádia pelo amor, amizade, e companheirismo durante a realização deste trabalho.

Ao meu noivo Murilo Aparecido Voltarelli que vem acompanhando meu crescimento pessoal e acadêmico, aconselhando, tendo paciência, amor, carinho e incentivo.

Ao grande amigo, particular e profissional, e orientador, Prof. Dr. Rouverson Pereira da Silva, por acreditar no meu potencial e pela dedicação nas informações transmitidas e no suporte necessário para elaboração deste trabalho.

À Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Faculdade de Ciências Agrárias e Veterinárias, Câmpus de Jaboticabal, em especial ao Programa de Pós-Graduação em Agronomia (Produção Vegetal).

Aos amigos integrantes do Laboratório de Máquinas e Mecanização Agrícola (LAMMA) que ajudaram sempre que foi necessário: Adão dos Santos, Lucas Gírio, Antônio Tassio Ormond e Tiago Tavares.

“Aquele que não luta pelo futuro que quer, deve aceitar o futuro que vier”

SUMÁRIO

Assunto	Pág.
RESUMO	viii
ABSTRACT	ix
CAPÍTULO 1 - Considerações Gerais	1
Introdução	1
Revisão bibliográfica	3
Colheita mecanizada de soja	3
Fatores que influenciam as perdas na colheita mecanizada de soja	3
Cartas de controle univariadas	5
Estatística multivariada	7
Análise dos componentes principais (ACP)	8
Cartas de controle Multivariadas	9
Referências	10
CAPÍTULO 2 - Métodos de amostragem de perdas na colheita mecanizada de soja	15
Resumo	15
Introdução	17
Material e métodos	18
Resultados e discussões	25
Conclusões	33
Referências	34
CAPÍTULO 3 - Análise multivariada no estudo da qualidade operacional da colheita mecanizada de soja	37
Resumo	37
Abstract	38
Introdução	39
Resultados e discussão	42
Conclusão	49
Referências	49

CAPÍTULO 4 - Controle Estatístico de Processo Multivariado: aplicação no monitoramento da qualidade operacional da colheita mecanizada de soja	53
Resumo	53
Abstract	54
Introdução	55
Material e métodos	57
Resultado e discussão	61
Conclusão	75
Referências	75
Considerações Finais	78

ANÁLISE UNI E MULTIVARIADA APLICADA À QUALIDADE OPERACIONAL DA COLHEITA MECANIZADA DE SOJA

RESUMO

A colheita mecanizada de soja é uma operação fundamental para a finalização de seu ciclo produtivo, porém a ausência de metodologias eficientes para quantificação das perdas, não tem contribuído para melhoria contínua deste processo agrícola. Associado a isto, ainda existem inúmeros fatores que podem influenciar a qualidade da operação da colheita de soja, sendo difíceis de serem analisados e interpretados, pois as relações entre as variáveis são complexas. Para tentar suavizar essa complexidade, abordagens multivariadas, como Análise de Componentes Principais (ACP) e Análise Fatorial (AF), podem ser uma alternativa para extrair informações da base de dados gerados durante a colheita. E por fim, para monitorar a operação com base no nível de qualidade que a mesma está sendo realizada, o controle estatístico de processo, com uso de gráficos multivariados torna-se essencial, para as variáveis que possuem correlação. Diante disto, objetivou-se neste trabalho determinar as variáveis que mais afetam a qualidade operacional da colheita mecanizada de soja, por meio de análises uni e multivariada. O trabalho foi realizado em março de 2016, em área agrícola no município de Ribeirão Preto-SP, sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470, com sistema de trilha do tipo tangencial e separação por saca-palhas. O processo foi considerado incapaz de manter as perdas da colheita mecanizada de soja em níveis aceitáveis durante toda a operação para as duas armações. A análise fatorial permitiu a seleção de quatro indicadores da colheita mecanizada de soja, explicando 76,4% da variância total. As cartas de controle multivariadas foram mais eficazes para determinar a não aleatoriedade no monitoramento de processo com variáveis correlacionadas.

PALAVRAS-CHAVE: Colhedora de grãos, Controle estatístico de processo, *Glycine max L.*, Mecanização Agrícola, Perdas na colheita.

UNI AND MULTIVARIATE ANALYSIS APPLIED TO THE OPERATIONAL QUALITY OF MECHANIZED SOYBEAN HARVEST

ABSTRACT

The mechanical harvesting of soybeans is a fundamental operation to the end of its productive cycle, but the absence of efficient methodologies to quantify losses has not contributed to the continuous improvement of this agricultural process. Associated with this, there are still many factors that can influence the quality of the soybean harvesting operation, being difficult to analyze and interpret because the relationships among the variables are complex. To attempt to soften this complexity, multivariate approaches such as Principal Component Analysis and Factorial Analysis may be an alternative to extract information from the database generated during harvesting. Finally, to monitor the operation based on the level of quality that is being performed, the statistical process control, using multivariate graphs becomes essential, for the variables that have correlation. Therefore, the aimed of this study was to determine the variables that most affect the operational quality of the soybean mechanized harvest, through uni and multivariate analyzes. The work was carried out in March 2016, in an agricultural area in the city of Ribeirão Preto-SP, using a John Deere brand model 1470 harvester with a tangential type track system and straw picking. The process was found to be unable to keep soybean harvest losses at acceptable levels throughout the operation for the two frames. The factorial analysis allowed the selection of four indicators of the soybean mechanized harvest, explaining 76.4% of the total variance. Multivariate control charts were more effective in determining non-randomness in process monitoring with correlated variables.

KEYWORDS: Grain harvester, Statistical process control, *Glycine max L.*, Agricultural mechanization, Harvest losses.

CAPÍTULO 1 - Considerações Gerais

Introdução

A qualidade da colheita mecanizada de soja está, inevitavelmente, sujeita a variação, pois qualquer processo, independentemente deste ter sido cuidadosamente planejado e mantido, existe sempre uma quantidade inerente de variabilidade, que pode ser atribuída a causas especiais ou a causas comuns. Causas especiais ou determináveis são aquelas que fazem parte do processo. Estas causas podem ser economicamente descobertas e eliminadas com ferramentas de diagnóstico eficazes, enquanto as causas comuns ou aleatórias são aquelas que não podem ser economicamente descobertas e removidas sem modificações básicas no processo. Para que a redução da variabilidade de um processo possa ser alcançada, é possível através de ferramentas estatísticas distinguir de forma objetiva e econômica estes dois tipos de causas de variação. Dentre as ferramentas estatísticas, o gráfico de controle, é sem dúvida a mais sofisticada técnica para monitorar a variabilidade e avaliar a estabilidade de um processo

A tese foi dividida em três etapas, na qual foi realizada uma análise e monitoramento da qualidade da colheita mecanizada de soja que por ser uma das principais etapas do processo de produção, torna-se uma operação muito importante, sendo necessária uma boa execução, visando reduzir e mensurar de maneira adequada as perdas, e determinar os fatores que possuem mais carga sobre o desenvolvimento do processo, para que o produtor tenha o retorno do seu investimento.

No primeiro capítulo, é abordada a colheita mecanizada de soja, bem como os fatores que interferem no processo, sejam eles inerentes à cultura, ou relacionados à colhedora e, por fim, uma breve introdução aos métodos estatísticos de avaliação. No segundo capítulo, retrata a comparação de duas metodologias de mensuração de perdas na colheita de soja, analisando a variabilidade e estabilidade, utilizando o controle estatístico de processo. No terceiro capítulo, considerando-se que o processo de colheita mecanizada de soja apresenta grande diversidade de características passíveis de serem analisadas conjuntamente, são apresentados

resultados de análise dos componentes principais e análise de fatores para treze fatores que interferem na qualidade da operação da colheita mecanizada de soja. Por fim, o quarto capítulo apresenta gráficos de controle multivariados e univariados para estudar variáveis que influenciam a colheita mecanizada de soja sendo analisadas isoladas e em associação.

Pressupondo-se que as metodologias existentes para a determinação de perdas na colheita mecanizada de soja necessite de uma avaliação estatística que possa permitir uma análise da variabilidade, bem como a identificação das principais variáveis que influenciam na qualidade da operação, objetivou-se neste trabalho:

1. Avaliar qual a melhor metodologia para avaliação de perdas, considerando a variabilidade, estabilidade e capacidade do processo.
2. Avaliar por meio da análise dos componentes principais e análise de fatores, a redução na dimensionalidade dos fatores que interferem na qualidade da operação da colheita mecanizada de soja.
3. Utilizar o CEP multivariado por meio do gráfico de controle T^2 de *Hotelling* para estudar variáveis que influenciam a colheita mecanizada de soja.

Revisão bibliográfica

Colheita mecanizada de soja

Dentro do agronegócio mundial, a produção de soja está entre as atividades econômicas que, nas últimas décadas, apresentaram crescimentos mais expressivos. Segundo a CONAB (2017), na safra 2016/17 a produção brasileira de soja atingiu cerca de 227,93 milhões de toneladas, representando um acréscimo de 24,3% em relação à safra 2015/2016, quando a colheita de grãos totalizou 186,61 milhões de toneladas.

A cultura da soja se caracteriza pelo uso intenso da mecanização durante a operação de colheita e, para que os níveis de perdas sejam mantidos dentro de padrões aceitáveis, esta operação deve ser realizada com monitoramento e qualidade, pois devido às incertezas climáticas podem ocorrer atrasos que prejudiquem a colheita dos grãos (Chioderoli et. al., 2012). Diante disso, estudos indicam que, durante a colheita mecânica, as perdas chegam a ultrapassar dois sacos por hectare, enquanto que o referencial de tolerância é de apenas um saco por hectare (Costa & Tavares, 1995). Neste sentido Holtz & Reis (2013) mostram que essas perdas implicam em grandes prejuízos para agricultores e para o país. Na colheita da soja, boa parte das perdas poderiam ser evitadas.

Fatores que influenciam as perdas na colheita mecanizada de soja

Uma das principais causas das perdas na colheita é a falta de monitoramento durante o processo, pois, na maioria das vezes o agricultor não se atenta a um simples monitoramento de dano mecânico, teor de água no grão, regulagem adequada da máquina agrícola, não considerando que a operação de colheita propriamente dita deveria ser realizada com base nesse monitoramento. A má regulagem e operação inadequada da colhedora na maioria das vezes são causadas pelo pouco conhecimento do operador sobre o manuseio da máquina durante o processo de colheita. O trabalho harmônico entre o molinete, a barra de corte, a

velocidade da operação, e as regulagens do sistema de trilha e de limpeza são fundamentais para a uma colheita eficiente (Nunes, 2012).

De acordo com Carvalho Filho *et al.* (2005) as perdas na colheita são influenciadas tanto por fatores inerentes à cultura, como por fatores relacionados à colhedora. Neste sentido Heiffig (2002) afirma que a escolha de cultivares adequados para a região, a época da semeadura, os tratos culturais e a minimização das perdas na colheita estão entre os principais fatores que afetam a produtividade, sendo necessário conhecer práticas culturais compatíveis com as produções econômicas, aplicáveis para maximizar a taxa de acúmulo de matéria seca no grão.

Segundo Bezerra (2012), o mau preparo de solo ocasiona desníveis no terreno que atingem a barra de corte da colhedora, fazendo com que o corte seja desuniforme na altura e as vagens cortadas ao meio, e que outras não sejam colhidas. Outro fator que influencia a qualidade da operação colheita é o uso de plantas não adaptadas à região possuindo características como baixa inserção de vagens e acamamento. O estande é fator determinante para o arranjo das plantas no ambiente de produção, influenciando o crescimento das plantas de soja. Portanto, o ajuste do melhor estande deve proporcionar maior produtividade agrícola. A altura de planta e de inserção da primeira vagem, adequadas à colheita mecanizada, são fatores que podem afetar o fluxo de material colhido (Pereira Júnior *et al.*, 2010).

Outro fator inerente à planta é a umidade inadequada para a colheita, pois a soja quando colhida com teor de água entre 13 e 15%, tem minimizados os problemas de danos mecânicos e perdas na colheita. Entretanto, sementes colhidas com teor de água superior a 15% estão sujeitas à maior incidência de danos mecânicos latentes e, quando colhidas com teor abaixo de 12%, estão suscetíveis ao dano mecânico imediato, ou seja, à quebra (Embrapa, 2003).

Segundo Amadeu (2013) a umidade dos grãos apresenta relação significativa com as perdas totais na colheita. Alguns produtores não consideram a variação da temperatura ao longo do dia e a secagem da planta, não ajustando a colhedora para as condições meteorológicas ocorrentes. Se a massa colhida está mais seca, a trilha se torna mais fácil. Assim, a rotação do cilindro deve ser reduzida e a abertura do

côncavo aumentada. O autor ainda afirma que se esses fatores não forem observados, podem ocorrer quebra dos grãos, que são perdidos devido à sua menor massa. O mesmo acontece para plantas mais úmidas, em que a debulha se torna mais difícil, sendo necessário proceder de maneira inversa. Caso isso não ocorra, maior número de vagens passará pelo sistema de trilha sem serem debulhadas e, conseqüentemente, a quantidade de grãos perdidos aumentará.

A altura de corte da plataforma da colhedora, a velocidade do molinete, a rotação do cilindro trilhador, a abertura entre cilindro e côncavo, e a velocidade de deslocamento estão entre os principais fatores relacionados à colhedora que interferem nas perdas da colheita mecanizada de soja (Ferreira *et al.*, 2007).

Segundo Mazetto (2008) as características das máquinas também são fatores determinantes, pois as colhedoras que apresentam plataforma de maior largura operacional, tanque graneleiro de maior capacidade, motor com potência maior, separador rotativo no sistema de separação e sistema de auto nivelamento das peneiras apresentam maior desempenho operacional e menores índices de perdas quantitativas de grãos.

Por outro lado, quando ocorre a necessidade de se extrair da máquina sua capacidade operacional máxima, o operador de imediato imprime maior velocidade de deslocamento, esquecendo-se que isso pode acarretar em problemas que podem aumentar o nível de perdas, como a abertura do côncavo (Ferreira *et al.*, 2007).

Ainda com relação aos fatores relacionados às máquinas, Cunha *et al.* (2009) afirmam que as colhedoras com sistema de trilha axial, em que o material entra no sentido do eixo do rotor, apresentam a possibilidade de redução dos índices de danos mecânicos em relação às colhedoras com sistema de trilha tangencial.

Cartas de controle univariadas

A utilização de métodos estatísticos não garante a solução de todos os problemas de um processo, porém, é uma maneira racional, lógica e organizada de determinar onde eles existem, sua extensão e a forma de solucioná-los. Esses métodos podem ajudar na obtenção de sistemas que assegurem uma melhoria contínua da qualidade e da produtividade ao mesmo tempo (Moraes & Paula Junior, 2004).

Nesse contexto, o Controle Estatístico de Processo (CEP) pode ser descrito como um conjunto de ferramentas de monitoramento em tempo real da qualidade. Com tais ferramentas, consegue-se uma descrição detalhada do comportamento do processo, identificando sua variabilidade e possibilitando seu controle ao longo do tempo, por meio da coleta continuada de dados e da análise e bloqueio de possíveis causas especiais, responsáveis pelas instabilidades do processo em estudo (Alencar, 2004)

Na estratégia do CEP, processos são controlados efetuando-se medições de variáveis de interesse em pontos espaçados no tempo e registrando os resultados em cartas de controle. As cartas de controle são as ferramentas principais utilizadas no CEP e têm como objetivo detectar desvios de parâmetros representativos do processo, reduzindo a quantidade de produtos fora de especificações e os custos de produção. Sua utilização pressupõe que o processo seja estatisticamente estável, isto é, não haja presença de causas especiais de variação ou, ainda e de outra forma, que as sucessivas amostragens representem um conjunto de valores independentes ou não correlacionados. Este pressuposto quase sempre não é atendido e muitas vezes leva à utilização das cartas de controle com limites inadequados e com a frequente ocorrência de alarmes (pontos fora ou próximos aos limites da carta) sem que, necessariamente, representem a presença de uma causa especial (Montgomery, 2009).

Os gráficos de controle representam uma das técnicas estatísticas que servem de apoio ao controle da qualidade de um processo, fornecendo evidências de suas variações tanto de caráter aleatório quanto de caráter determinável. Eles permitem que se possa atuar no processo de forma preventiva, corrigindo possíveis desvios de qualidade, em tempo real, no momento em que eles estão ocorrendo, não deixando que a situação de possibilidade de ocorrência de não conformidade perdure e acabe com uma possível reprovação do lote final (Toledo, 1987).

É importante destacar que um gráfico de controle não permite a identificação de quais são as causas especiais de variação que estão atuando em um processo fora de controle estatístico, mas ele processa e dispõe informações que podem ser utilizadas na identificação destas causas (Werkema, 2006).

As cartas ou gráficos de controle consistem em uma linha central, um par de limites de controle, um dos quais se localiza abaixo e outro acima da linha central, e valores característicos marcados no gráfico representando o estado de um processo. Se todos esses valores marcados estiverem dentro dos limites de controle, sem qualquer tendência particular e a disposição dos pontos dentro dos limites for aleatória, o processo é considerado sob controle. Entretanto, se os pontos incidirem fora dos limites de controle ou apresentarem uma disposição atípica, o processo é julgado fora de controle (Vieira, 1999).

Estatística multivariada

A estatística mostra-se, cada vez mais, como uma poderosa ferramenta para a análise e avaliação de dados, em várias áreas do conhecimento, sendo muitas vezes um tanto difícil para os profissionais trabalharem conceitos e elaborarem exemplos práticos, devido à limitação de materiais didáticos que expressem, com simplicidade e clareza, métodos e procedimentos da aplicação de certas técnicas multivariadas, que só passaram a ser utilizadas, em larga escala, a partir do advento dos computadores (Vicini, 2005).

A denominação “Análise Multivariada” corresponde a um grande número de métodos e técnicas que utilizam, simultaneamente, todas as variáveis na interpretação teórica do conjunto de dados obtidos. As técnicas possibilitam avaliar um conjunto de características, levando em consideração as correlações existentes, que permitem que inferências sobre o conjunto de variáveis sejam feitas em um nível de significância conhecido. As variáveis devem ser aleatórias e inter-relacionadas de maneira que seus diferentes efeitos não possam ser significativamente interpretados de forma separada (Moita Neto, 2004).

Os modelos estatísticos clássicos tornam-se menos sensíveis em sistemas de produções em razão das particularidades próprias de cada manejo, e não consideram o efeito do conjunto de inúmeros fatores e características para promover as respostas ao manejo. A análise estatística multivariada, entretanto, permite detectar e descrever padrões estruturais, espaciais e temporais nas comunidades

agrárias, e formular hipóteses baseadas nos numerosos fatores bióticos e abióticos que interferem sobre tais características (Valentin, 2000).

Os métodos multivariados são escolhidos de acordo com os objetivos da pesquisa, pois se sabe que a análise multivariada é uma análise exploratória de dados, prestando-se a gerar hipóteses, e não tecer confirmações a respeito dos mesmos, o que seria uma técnica confirmatória, como nos testes de hipótese, nos quais se tem uma afirmação a respeito da amostra em estudo, embora, às vezes, possa ser utilizada para confirmação dos eventos (Hair Junior *et al.*, 2005).

Por tais características, a análise multivariada torna-se eficaz em trabalhos quando se pretende identificar os atributos que servem para separar áreas de estudo, por inexistência de similaridade. Isto permite ainda a eliminação do tempo usado com os atributos que expressam baixa resposta (Maluche-Baretta *et al.*, 2006).

Análise dos componentes principais (ACP)

Os métodos de análise de dados multivariados são amplamente utilizados quando se deseja promover a redução do número de variáveis com o mínimo de perda de informação (Helena *et al.*, 2000). O método dos componentes principais é um dos mais usados para resolver problemas clássicos de análise fatorial. Esta análise permite a redução do número de variáveis facilitando a extração de informações que serão de grande relevância na avaliação (Andrade *et al.*, 2007).

A análise de componentes principais tem por objetivo descrever os dados contidos num quadro de indivíduos-variáveis numéricas: p variáveis serão mediadas com n indivíduos. Esta análise é considerada um método fatorial, pois a redução do número de variáveis não se faz por uma simples seleção de algumas variáveis, mas pela construção de novas variáveis sintéticas, obtidas pela combinação linear das variáveis iniciais, por meio dos fatores (Bouroche, 1982).

Neste raciocínio, Barroso (2003) afirma que dentre as abordagens multivariadas, a análise de componentes principais é talvez, a mais explorada, sendo o mais antigo método de ordenação de dados. A técnica busca reduzir o

espaço original de variáveis em espaços de menor dimensão criando novas variáveis latentes que são combinações lineares das variáveis originais.

Ainda segundo o autor, estas novas variáveis são denominadas de componentes principais e são os autovetores gerados dos autovalores extraídos da matriz de covariância das variáveis originais. É medido o poder de cada variável no seu respectivo componente, o que permite diminuir a estrutura de variáveis originais numa nova estrutura menor que a inicial. As unidades amostrais (ou objetos) são distribuídas em gráficos bidimensionais ou tridimensionais em que os eixos ortogonais são os componentes principais. Este método transforma um conjunto de variáveis originais, intercorrelacionadas, em um novo conjunto de combinações lineares, não correlacionadas.

O objetivo da ACP não é explicar as correlações existentes entre as variáveis, mas encontrar funções matemáticas, entre as variáveis iniciais, que expliquem o máximo possível da variação existente nos dados e permita descrever e reduzir essas variáveis. Quando utilizada na forma direta, serve para a identificação de grupos de variáveis inter-relacionadas e para a redução do número de variáveis. Em seu uso indireto é um método que serve para transformar dados. A transformação de dados ocorre por meio da reescrita dos mesmos, com propriedades que os dados originais não tinham (Reis, 1997).

Cartas de controle Multivariadas

A ideia principal do CEP é melhorar os processos de produção com menos variabilidade proporcionando níveis melhores de qualidade nos resultados da produção. É muito comum nas fábricas que processos industriais não sejam otimizados no sentido de serem caracterizados por altos níveis de eficiência, no entanto, dentro do CEP existem ferramentas para monitorar o processo e, portanto, melhorá-lo (Carvalho & Paladini, 2005).

Os gráficos de controle do modelo estabelecido por Shewhart, representam uma das técnicas estatísticas que servem de apoio ao controle da qualidade de um processo, fornecendo evidências de suas variações tanto de caráter aleatório quanto de caráter determinável. Eles permitem que se possa atuar no processo de forma preventiva, corrigindo possíveis desvios de qualidade, em tempo real, no momento

em que eles estão ocorrendo, não deixando que a situação de possibilidade de ocorrência de não conformidade perdure e acabe com uma possível reprovação do lote final (Toledo, 1987).

Entretanto, uma das limitações dos gráficos de controle de Shewhart é que parte do pressuposto que as variáveis estudadas não são influenciadas por outras variáveis do processo, isto é, são independentes uma das outras. Uma alternativa a esta limitação é a utilização de gráficos de controle multivariados onde o valor alvo não é a média de cada variável considerada isoladamente, mas um vetor da média de todas as variáveis do processo e uma matriz de correlação entre estes parâmetros de CEP multivariado (Montgomery, 2009)..

Neste tipo de análise ao invés de serem analisadas isoladamente várias cartas de controle, utiliza-se uma única carta que leva em consideração as variabilidades simultâneas das variáveis, o que se constitui uma vantagem para a tomada de decisões dos operadores do processo (Alencar *et al.*, 2006).

Segundo Montgomery (2004), quando existem múltiplos parâmetros do processo e que precisam ser monitorados simultaneamente, os gráficos de controle univariados não mais devem ser utilizados, pois, as várias características de qualidade podem apresentar correlações entre si, o que prejudica o desempenho desses gráficos para sinalizar uma falta de controle do processo. Nos gráficos de controle multivariados (para processos bivariados), a estabilidade do processo é obtida quando o vetor das médias, variâncias e covariâncias das variáveis do processo permanecem estáveis ao longo das observações.

Referências

Alencar JRB, Souza JMB, Rolim Neto PJ, Lopes CE, 2004. Uso de Controle Estatístico de Processo (CEP) para Validação do Processo de fabricação de Glibenclamida Comprimidos. Rev. Bras. Farm 85(3):115-119.

Alencar JRB, Souza Júnior MB, Lopes CE, 2006. Controle estatístico de processo multivariável: aplicação a produção de medicamentos na forma de comprimidos. In: Anais do XVI Congresso Brasileiro de Engenharia Química; 2006 Set 24-27; Santos-SP.

AMADEU, F. Perdas na colheita mecanizada de grãos. Artigos Técnicos. 2013. Disponível em <<http://rehagro.com.br/plus/modulos/noticias/ler.php?cdnoticia=2574>>. Acesso em: 10 Out. 2015.

Andrade EM, Araújo LFP, Rosa MF, Disney W, Alves AB. 2007. Seleção dos indicadores da qualidade das águas superficiais pelo emprego da análise multivariada. Eng Agri 27:683-690.

Barroso LP, Artes R, 2003. Análise Multivariada. Lavras: Universidade Federal de Lavras. In: REUNIÃO ANUAL DA RBES E SEAGRO, 48a, 100, Lavras. Curso. Lavras: Departamento de Ciências Exatas 155pp.

Bezerra, JWS. Perdas na Colheita do Grão de Soja, 2012. Disponível em:http://bdm.unb.br/bitstream/10483/4651/1/2012_JoseWesleydeSouzaBezerra.pdf

Borouche JM, Saporta G. 1982. Análise de dados. Zahar Editores. Rio de Janeiro, BR. 116 pp.

Carvalho Filho A, Cortez JW, Silva RP, Zago MS. 2005. Perdas na colheita mecanizada de soja no triângulo mineiro. Revista Nucleus 3(1):57-60.

Carvalho MM, Paladini EP. 2005. Gestão da qualidade: teoria e casos. Rio de Janeiro, BR. 355pp.

Chioderoli CA, Silva RP, Noronha RHF, Cassia MT, Santos EP, 2012. Perdas de grãos e distribuição de palha na colheita mecanizada de soja. Revista Bragantia 71(1):112-121.

Companhia nacional de abastecimento - CONAB. Disponível em: http://www.conab.gov.br/OlalaCMS/uploads/arquivos/17_08_10_11_27_12_boletim_graos_agosto_2017.pdf Acessado em 12 de agosto de 2017.

Costa NP, Tavares LCV. 1995. Fatores responsáveis pelos elevados percentuais de perdas de grãos durante a colheita mecânica em soja. Informativo Abrates 5(1):17-25.

Cunha JPAR, Piva G, Oliveira CAA. 2009. Efeito do sistema de trilha e da velocidade das colhedoras na qualidade de sementes de soja. BioscienceJournal 25 (4): 37-42

EMBRAPA – Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. 2002. Tecnologias de produção de soja: Paraná: 2003. Londrina: Embrapa Soja. 195p.

Ferreira IC, Silva, RP, Lopes A, Furlani CEA. 2007. Perdas quantitativas na colheita de soja em função da velocidade de deslocamento e regulagens no sistema de trilha. Revista Engenharia na Agricultura 15(1):141-150.

Hair Junior JF, Anderson RE, Tatham RL, Black WC. 2005. Análise multivariada de dados. 5. ed. Porto Alegre, BR. 2005. 688 pp.

Heiffig LS. 2002. Plasciticidade da cultura da soja (*Glycine max(L.)Merril*) em diferentes arranjos espaciais. Dissertação de Mestrado- Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz", Piracicaba, Brasil.

Helena B, Pardo R, Veja, M, Barrado E, Fernández JM, Fernández L. 2000. Temporal evolution of groundwater composition in na alluvial aquifer (Pisuerga River, Spain) by principal component analysis. Water Research 34(1):807-816.

Holtz V, Reis EF. 2013. Perdas na colheita mecanizada de soja: uma análise quantitativa e qualitativa. Revista Ceres 60(3):347-353.

Maluche-Barett CRD, Amarante CVT & Klauberg Filho O. Análise multivariada de atributos do solo em sistemas convencional e orgânico de produção de maçãs. *Pesq. Agropec. Bras* 41(1):1531-1539.

Mazetto FR, 2008. Avaliação dos desempenhos operacional e energético e da ergonomia de colhedoras de soja (*Glycinemax (L.) Merrill*) no sistema de plantio direto. Tese de doutorado. UnivEstadual Paulista, Botucatu, Brasil.

Moita Neto MJ, 2004. Estatística multivariada Uma visão didática-metodológica. *Revista de Filosofia e Ensino* 13pp.

Montgomery DC. 2004. Introdução ao controle estatístico de qualidade. 4.ed. Rio de Janeiro, BR. 220pp

Montgomery DC. 2009. Design and analysis of experiments. 6th ed. Hoboken, NJ: Wiley. 268pp.

Moraes LM, Paula Júnior DR, 2004. Avaliação da biodegradabilidade anaeróbia de resíduos da bovinocultura e da suinocultura. *Engenharia Agrícola* 24(1):445-454.

Nunes JLS. 2013. Colheita. Artigos Técnicos. Disponível em: <<https://www.agrolink.com.br/culturas/soja/colheita.aspx>>. Acesso em: 10 setembro 2017.

Pereira Júnior P, Rezende PM, Malfitano SC, Lima RK, Corrêa LV, Carvalho ER. 2010. Efeito de doses de silício sobre a produtividade e características agronômicas da soja [*Glycine max (L.) Merrill*]. *Revista Ciência e Agrotecnologia* 34(4):908-913.

Reis E. 1997. Estatística multivariada aplicada. Lisboa, POR. 234pp.

Toledo JC. 1987. Qualidade industrial: concertos, sistemas e estratégias. São Paulo: Atlas, BR. 124pp.

Valentin JL. 2000. Ecologia numérica: uma introdução à análise multivariada de dados ecológicos. Rio de Janeiro, BR. 123pp.

Vicini, L. 2005. Análise multivariada da teoria à prática. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, Brasil. 215pp.

Vieira S. 1999. Estatística para a qualidade: como avaliar com precisão a qualidade em produtos e serviços. Rio de Janeiro, BR. 38pp.

Werkema C. 2006. Lean seis sigma: Introdução às ferramentas do Lean Manufacturing. Belo Horizonte, BR 20-120pp.

CAPÍTULO 2 - Métodos de amostragem de perdas na colheita mecanizada de soja

Resumo

A colheita é a última etapa de campo do processo produtivo, mas a falta de monitoramento dessa operação, juntamente com a ausência de metodologias eficientes para quantificação das perdas, tem contribuído para a queda na qualidade da operação. Objetivou-se com este trabalho monitorar a colheita mecanizada de soja quantificando as perdas por meio de duas metodologias e da utilização do Controle Estatístico de Processo. O trabalho foi realizado em março de 2016, em área agrícola no município de Ribeirão Preto –SP, sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470, com sistema de trilha do tipo tangencial e separação por saca-palhas. O delineamento experimental seguiu os padrões estabelecidos pelo Controle Estatístico de Processo sendo, a cada oito minutos de colheita, quantificadas as perdas totais pelas metodologias da armação circular e da armação retangular, simultaneamente, totalizando 40 pontos avaliados. Os dados foram analisados por meio de estatística descritiva e do Controle Estatístico de Processo. A média da armação da metodologia circular apresenta valores bem acima ao encontrados na armação da metodologia retangular apresentando maior representatividade das perdas. O processo foi considerado incapaz de manter as perdas da colheita mecanizada de soja em níveis aceitáveis durante toda a operação para as duas armações. A armação circular por coletar amostras em locais diferentes resulta em maior confiabilidade dos dados.

Palavras chave: *Glycine max* L.; Colhedora de grãos; Controle Estatístico de Processo; Cartas de controle; metodologia de perdas.

Losses sampling methods in soybean mechanical harvest

Abstract

Harvesting is the last stage of the production process, but the lack of monitoring of this operation, together with the absence of efficient methodologies to quantify losses, has contributed to the decline in the quality of the operation. The objective of this study was to monitor soybean mechanized harvest by quantifying losses through two methodologies, by the statistical process control. The study was carried out in March 2016, in an agricultural area in the municipality of Ribeirão Preto –SP, using a John Deere harvester model 1470 with tangential type track system and separation by straw-blower. The experimental design followed the standards established by the statistical process control and, every eight minutes of harvest, the total losses by the circular framework and rectangular framework methodologies were quantified simultaneously, totaling 40 points. The data were analyzed through descriptive statistics and statistical process control. The average of the circular methodology framework presents values above those found in the rectangular methodology framework, presenting greater representativity of the losses. The process has been considered unable to keep the losses of the soybean mechanical harvesting at acceptable levels throughout the operation for the two frameworks. The circular framework for collecting samples at different locations results in higher reliability of the data.

Keywords: *Glycine max*; grain harvester; statistical process control; control charts; losses methodology.

Introdução

Dentro do agronegócio mundial, a produção de soja está entre as atividades econômicas que, nas últimas décadas, apresentaram crescimentos mais expressivos. Segundo a Conab (2017), na safra 2016/17 a área cultivada de soja atingiu cerca de 33.228,4 mil de hectares, com incremento de 3,5% em relação à safra 2014/15, registrando assim um novo recorde na área semeada com essa oleaginosa, com produção total da ordem de 95.574,4 milhões de toneladas.

Por ser uma das principais etapas do processo de produção, a colheita torna-se uma operação muito importante, sendo necessária uma boa execução, visando reduzir as perdas nesse processo, para que o produtor tenha o retorno do seu investimento (Mazetto, 2008). Segundo Cunha *et al.* (2009), o Brasil perde aproximadamente 1,5 milhão de toneladas com a colheita de soja, sendo parte dessas perdas provocadas por fatores como uso de cultivares não adaptadas, teor de água dos grãos, regulagens das máquinas (rotação do cilindro, velocidade da colhedora, abertura do côncavo e altura de corte) e, muitas vezes, pela falta de operadores capacitados para tal função.

Neste aspecto, muitos são os questionamentos quanto ao tamanho da armação utilizada para a coleta de perdas durante a colheita mecanizada da soja. Existem diversas variações na metodologia empregada para a avaliação, porém, as principais modificações entre elas estão relacionadas à área e ao formato da armação utilizada. Câmara *et al.* (2007), ao avaliarem o tamanho da área da armação utilizada na determinação de perdas na colheita mecanizada de soja, concluíram que a área das armações interfere na quantificação das perdas totais na cultura da soja.

Mesquita & Gaudêncio (1982) desenvolveram um copo medidor, sendo inicialmente recomendada a utilização de uma área de amostragem idêntica ao método descrito por Costa & Tavares (1995) (1 m^2) e, posteriormente, 2 m^2 , na qual todos os grãos soltos e as vagens devem ser coletados e colocados dentro de um copo graduado, permitindo a leitura das perdas diretamente em saca ha^{-1} , na coluna correspondente a cada cultura.

De acordo com a metodologia de Costa & Tavares (1995) a área da armação torna-se variável com o tamanho da plataforma de corte da colhedora, sendo esta

área delimitada por dois pedaços de madeira de 0,50 m, unidas por fios de barbante nas duas extremidades, com comprimento igual à largura da plataforma de corte. Entretanto, a metodologia sugerida por Mesquita *et al.* (1998), consiste em definir a área da armação em 2 m² para milho e soja, sendo comprimento da armação igual ao comprimento da plataforma de corte da colhedora (fios de nylon) e as laterais (pedaços de madeira) com tamanho variável, determinado pelo quociente da área da armação (2 m²) pelo comprimento da plataforma de corte da colhedora.

Por outro lado, Portella (2000) define que a área da armação deve ser estabelecida, por meio de um retângulo de barbante e madeira, sendo um dos seus lados de largura igual à plataforma de corte e o outro lado deverá ter comprimento tal que a área do retângulo seja de 1 m². Todavia, diversos estudos adaptaram a metodologia descrita por Augsburg (1992), no qual deve-se utilizar quatro aros de 0,56 m de diâmetro cada, totalizando uma área de 1 m², posicionados após a passagem da plataforma e antes do triturador de palha da colhedora de grãos.

Assim, partindo do pressuposto que o tamanho e a formato da armação influenciam na praticidade da metodologia, na variabilidade e na representatividade dos dados obtidos, objetivou-se monitorar a colheita ou utilizar o CEP para avaliar qual a melhor metodologia para avaliação de perdas, comiserando-se se a variabilidade, estabilidade e capacidade do processo.

Material e métodos

O experimento foi realizado em área agrícola do município de Ribeirão Preto - SP, localizada nas proximidades das coordenadas geodésicas: Latitude: 21°10'39" S, Longitude: 47°48'37" W, com altitude média de 546 m. Foi realizada a semeadura para a implantação da cultura da soja em outubro de 2015, utilizando-se a variedade NS 7000 IPRO desenvolvida pela NIDERA. O espaçamento utilizado foi de 0,50 m entre linhas e 18 sementes m⁻¹, totalizando densidade de semeadura de aproximadamente 360.000 plantas ha⁻¹.

A colheita iniciou em março de 2016 sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470, ano 2013 com aproximadamente 711 horas motor. A colhedora possui motor John Deere 6,8 L, cuja potência nominal é de 142 kW (193 cv); equipada com plataforma de corte de 6,60 m de largura; sistema de trilha do tipo

tangencial; separação por saca-palhas e tanque graneleiro com capacidade de 5500 L. Ao longo da coleta de dado sempre manteve-se o mesmo operador, para diminuir o erro experimental relacionado a mão-de-obra.

O delineamento experimental seguiu os padrões estabelecidos pelo Controle Estatístico de Processo, nos quais os pontos amostrais foram coletados ao longo do tempo (Montgomery, 2009). A cada oito minutos de colheita eram quantificadas as perdas, simultaneamente pelas metodologias de Augsburg (1992), denominada metodologia da armação circular e de Mesquita (1998), denominada metodologia da armação retangular, totalizando 40 pontos ao final da operação da colheita para cada metodologia.

Na determinação das perdas pela metodologia da armação circular foram utilizadas armações circulares, confeccionadas com aros de 0,25 m², vedados com tela de sombrite assemelhando-se a peneiras, sendo utilizados quatro aros de mesmo tamanho, que juntos totalizam uma área de 1,00 m² (Figura 1).

Os aros foram lançados em pontos pré-determinados, de modo que dois aros ficaram dispostos fora do traçado dos rodados dianteiros da colhedora (esquerda e direita) e dois foram lançados entre os rodados (meio). Foram coletados todos os grãos e vagens presentes na região dos aros, após a passagem da colhedora. As perdas dos mecanismos internos foram representadas pelos grãos e vagens encontrados sobre as peneiras; por sua vez, os grãos e vagens encontrados abaixo da peneira foram considerados como perdas da plataforma (somadas às perdas naturais) e, por fim, as perdas totais foram calculadas pela somatória das perdas na plataforma e dos mecanismos internos.

Por outro lado, na metodologia da armação retangular esta foi posicionada transversalmente às linhas de semeadura, com 2 m² de área, após a passagem da colhedora (Figura 1).



Figura 1. Armações circulares e retangular para a coleta em um mesmo ponto amostral.

Esta armação possuía o comprimento (fios de nylon) igual à largura da plataforma de corte da colhedora (6,60m) e as laterais (sarrafos de madeira) com valores determinados pelo quociente entre a área da armação (2 m^2) e a largura da plataforma de corte da colhedora, resultando em 0,305 m de largura da armação. Todos os grãos soltos no chão, vagens com grãos e plantas com vagens encontradas dentro da armação foram coletadas e acondicionadas em sacos de papel devidamente identificados para a quantificação das perdas totais.

Após a coleta de todos os pontos das duas armações, as amostras foram pesadas em balança com resolução de 0,01 g e, logo após, acondicionadas em estufa por 24 horas, à temperatura de 105 °C para novamente serem pesadas para a determinação da massa seca dos grãos.

Inicialmente, os dados foram analisados por meio da estatística descritiva para permitir a visualização geral do seu comportamento, por meio da média aritmética, desvio-padrão e os coeficientes de variação, assimetria e curtose (Pimentel-Gomes e Garcia, 2002). A averiguação da normalidade dos dados foi realizada pelo teste de Ryan-Joiner.

Posteriormente utilizou-se o Controle Estatístico de Processo por meio das seguintes ferramentas: gráficos sequenciais (*run charts*); cartas de controle de

valores individuais e de amplitude móvel e análise de capacidade do processo. Para verificar a aleatoriedade ou não aleatoriedade do processo utilizou-se as *run charts*, que permitem identificar as possíveis presenças de causas especiais de variação por meio da verificação da existência de padrões de agrupamento, mistura, tendência ou oscilação.

A verificação da possível aleatoriedade dos dados foi realizada por meio do teste de probabilidade a 5% e, uma vez que o p-valor para os padrões foi inferior a 0,05, rejeita-se a hipótese nula de não aleatoriedade, em favor da alternativa para o padrão testado (Montgomery, 2009). A ocorrência destes padrões pode indicar que o processo se encontra próximo a ultrapassar os limites de controle, ou seja, de tornar-se instável, ou até mesmo que o processo já esteja “instável” e, potencialmente, não atendendo aos padrões de qualidade estabelecidos. Mas, esse tipo de análise deve ser complementada por meio da verificação das cartas de controle, obtendo-se, assim maior precisão da análise do comportamento das variáveis (Voltarelli *et al.*, 2015).

Para aumentar o rigor da análise na detecção da presença de causas especiais nas cartas de controle, em função da variabilidade não comum ao processo, foi utilizada a seguinte metodologia de análise proposta por Montgomery (2009): Teste 1: um ou mais pontos fora dos limites superior ou inferior de controle; Teste 2: uma sequência de 9 pontos do mesmo lado da linha média; Teste 3: uma sequência de 5 pontos crescentes ou decrescentes interceptando a linha média.

As cartas de controle de valores individuais e de amplitude móvel foram utilizadas para detectar a variabilidade existente no decorrer do processo. O limite superior, a média e o limite inferior de controle permitem inferir se há variação dos dados devido a causas não aleatórias no processo (causas especiais), e são calculados com base no desvio-padrão dos indicadores de qualidade, como demonstrado nas eq.1, 2 e 3, respectivamente, para a carta de valores individuais (Montgomery, 2009):

$$\begin{aligned} & - & (1) \\ - & \frac{\quad}{\quad} & (2) \\ & - & (3) \end{aligned}$$

Em que,

LSC: Limite superior de controle;

LIC: Limite inferior de controle;

Média geral

N: Número total da amostra;

: desvio padrão.

3: constante múltiplo do desvio padrão

Para a carta de amplitude móvel o limite superior, média da amplitude móvel e o limite inferior de controle são calculados como demonstrado pelas equações 4, 5 e 6:

$$\begin{aligned} & & (4) \\ & \frac{\quad}{\quad} & (5) \\ & & (6) \end{aligned}$$

Em que,

LSC: Limite superior de controle;

LIC: Limite inferior de controle;

A M Média da amplitude móvel geral

N: Número total da amostra;

Número referente ao valor individual;

D3 e D4 = Valores tabelados em função dos valores individuais. Neste caso, para valores individuais, D3 foi utilizado como sendo zero e D4 aproximadamente 3,267 0,01 (Montgomery, 2009).

Quando os valores individuais ou de amplitude móvel ultrapassam pelo menos um ponto dos limites de controle é detectado a presença de causas especiais, e o ponto foi destacado na carta de controle, com o número do respectivo teste. Esse ponto é considerado como indicativo de que há variação não aleatória nos dados, devido a causas extrínsecas ao processo, e que tal variação deve ser investigada, detectada e posteriormente corrigida. Quando nenhum ponto é destacado na carta de controle, não há observação evidente de falha no processo, ou seja, não existem causas especiais de variação e, conseqüentemente o processo está sob controle estatístico, somente com atuação de causas aleatórias.

A análise da capacidade do processo foi realizada para determinar mais adequadamente a função de prever se os valores das variáveis das operações agrícolas vão atender às especificações designadas pelos limites específicos de controle, determinados pela unidade produtora para que seja atingida a meta de qualidade desejada para o processo, conseguindo, portanto, relacionar a variabilidade inerente ao processo com suas especificações. Associado a isso, a análise da capacidade do processo foi realizada de acordo com a metodologia proposta por Montgomery (2009), sendo definido juntamente com a unidade produtora, por meio de *brainstorming*¹, uma meta de até 60 kg ha⁻¹ de perdas durante a colheita mecanizada de soja (Tabela 1).

¹ *Brainstorming*: é uma técnica de apoio à criatividade, transversal a todos os setores de atividade, se adequando bem para ser utilizada na área agrícola em situações de crise, ou para a rápida resolução de problemas. As sessões deste método podem ser estruturadas de uma forma rígida em torno de determinado objetivo ou de uma forma totalmente livre, dependendo dos supervisores.

Tabela1. Limites específicos de controle utilizados para as perdas totais na operação de colheita mecanizada de soja

Indicador de qualidade	Limite específico inferior (LEI)	Meta	Limite específico superior (LES)
Perdas totais (kg ha ⁻¹)	0	60	100

Para análise da capacidade do processo em situações em que o conjunto de dados não apresentou distribuição normal, foi utilizado à distribuição de Weibull, para dados não paramétricos, utilizando para o ajuste dos dados a função exponencial de melhor ajuste (crescente, constante e decrescente) para assim a análise ser interpretada com confiabilidade (Montgomery, 2009).

Após definidos os limites específicos e a meta, os índices de capacidade geral do processo Pp e Ppk (mínimo e máximo) foram obtidos utilizando-se o desvio padrão de todas as medições (geral) , indicando a variação geral do processo, por meio das equações 7, 8 e 9.

$$\text{Pp} = \frac{\text{Meta} - \text{LEI}}{\sigma} \quad (7)$$

Ppk mínimo (PPL, PPU)

$$\text{PPL} = \frac{\text{LEI} - \bar{x}}{\sigma} \quad (8)$$

$$\text{PPU} = \frac{\bar{x} - \text{LES}}{\sigma} \quad (9)$$

Em que:

Pp = índice de capacidade geral;

Ppk = índice de capacidade mínimo geral;

PPL = índice de capacidade geral em relação ao limite inferior especificado;

PPU = índice de capacidade geral em relação ao limite superior especificado;

LES = limite superior especificado;

LEI = limite inferior especificado;

Dp ou σ_{geral} = estimativa do desvio padrão geral utilizando-se toda a distribuição do conjunto de dados;
 = média da variável.

Resultados e discussões

Estatística descritiva

O indicador de qualidade perdas totais apresentou distribuição não normal do conjunto de dados nas armações retangular e circular, podendo ser verificado pelos valores do teste de Ryan-Joiner distantes de zero, bem como pelo p-Valor (Tabela 2).

Tabela 2. Estatística descritiva para as perdas totais na colheita mecanizada de soja em função do formato das armações.

Metodologia de amostragem	Perdas totais (kg ha ⁻¹)						p-Valor
	σ	CV	Cs	Ck	RJ		
Armação retangular	44,06	42,21	95,82	1,25	0,56	0,916	<0,01 ^A
Armação circular	102,5	120,10	117,13	2,61	8,16	0,823	<0,01 ^A

- média geral σ – desvio padrão; CV (%) – Coeficiente de variação; Cs – Coeficiente de assimetria; Ck – Coeficiente de curtose; RJ – Teste de normalidade de Ryan-Joiner; p-Valor (>0,01), N - distribuição normal de probabilidade; A – Distribuição não normal de probabilidade.

Observando-se o comportamento descritivo dos dados, constata-se que a média da armação da metodologia circular apresenta valores bem acima ao encontrados na armação da metodologia retangular, podendo ser explicado pela maior quantidade de pontos amostrais para metodologia circular, no qual foram utilizados quatro aros, resultando assim em maior representatividade das perdas.

A variabilidade de um atributo pode ser classificada conforme a magnitude do seu coeficiente de variação (Freddi *et al.*, 2006). Para as perdas totais verifica-se elevados valores dos coeficientes de variação (Pimentel-Gomes e Garcia, 2002) e do desvio padrão, situação que explica elevada dispersão do conjunto de dados para ambas metodologias. Outros autores avaliando as perdas na colheita

mecanizada de soja encontram valores elevados do coeficiente de variação dentre os quais pode-se citar Mesquita *et al.* (1999, 2001, 2002) (69,2, 71,7 e 64,8%, respectivamente) e Câmara *et al.* (2007) (88,26% e 32,85%, para armações de 2 e 3 m², respectivamente. Segundo Campos *et al.* (2005), os altos valores encontrados para o coeficiente de variação, são justificados pela alta variabilidade da amostra. Ressalta-se ainda que Pinheiro Neto & Gamero (1999) encontraram valor do coeficiente de variação de aproximadamente de 170%, retratando a variabilidade existente e inerente na quantificação das perdas na colheita mecanizada de soja. Ressalta-se que em todos estes trabalhos foram utilizadas armações retangulares de 2 m².

Nota-se ainda que tal suposição de não normalidade pode ser explicada em virtude dos elevados valores dos coeficientes de assimetria e curtose positivos e distantes de zero. Os coeficientes de curtose apresentam curvas de distribuição alongadas, com a presença de valores elevados de perdas durante a colheita para os dois tipos de armações. Esse fato demonstra, na prática, que não houve uniformidade nas perdas avaliadas, ocorrendo valores em alguns pontos próximos à média e, em sua grande maioria, valores extremamente elevados, acima da média.

Segundo Paixão (2015) ao avaliar as perdas na colheita mecanizada e soja em função dos formatos dos talhões, encontraram coeficiente de variação para as perdas totais entre 19,80 a 37,02% utilizando-se as armações circulares, resultado este inferior ao encontrado no presente estudo.

Controle estatístico de processo

Por meio da análise das *run charts*, em ambas as armações avaliadas, não foram encontrados padrões de origem não aleatória (Tabela 3).

Tabela 3. Valores de padrões de probabilidade dos gráficos sequenciais para as perdas totais na colheita mecanizada de soja em função do formato das armações.

Indicadores de qualidade	Metodologia de perdas	Padrões			
		A*	M	T	O
Perdas totais	Armação retangular	0,168 ^{ns}	0,832 ^{ns}	0,601 ^{ns}	0,399 ^{ns}
	Armação circular	0,261 ^{ns}	0,739 ^{ns}	0,304 ^{ns}	0,696 ^{ns}

*A – Agrupamento; M – Mistura; T – Tendência; O – Oscilação; *valores padrões de não aleatoriedade detectados pelo teste de probabilidade a $p < 0,05$; ^{ns} valores padrões de aleatoriedade detectados pelo teste de probabilidade a $p > 0,05$.

Esta ausência de padrões pode indicar que os dados possuem distribuição homogênea de seus valores ao redor da média, independente da situação encontrada (estabilidade) para as cartas de controle, não causando prejuízos ao processo. Compagnon *et al.* (2012) ao estudarem perdas na colheita mecanizada de soja em função de períodos diurno e noturno de trabalho, encontraram elevada variabilidade dos valores perdas totais. Esta situação se assemelha ao presente trabalho, uma vez que a variabilidade do processo está associada a fatores de origem aleatória e não aleatória, sendo que os de origem aleatória são mais difíceis de serem determinados e eliminados do processo, por ocorrerem ao acaso.

Voltarelli *et al.* (2015), ao utilizarem *run charts* para a verificação do comportamento amostral do conjunto de dados na colheita mecanizada de tomate, constataram a presença de padrões de não aleatoriedade, indicando que no decorrer da operação, poderia haver alguma causa externa relacionada aos fatores máquina, mão-de-obra, meio ambiente, metodologia, material e matéria prima (6M's) influenciando o processo.

No entanto, Costa *et al.* (2002) afirmam que a alta variabilidade encontrada em estudos de colheita mecanizada de soja demonstram que as causas estão relacionadas a fatores como manutenção deficiente e regulagens inadequadas das colhedoras, além da ocorrência de chuvas durante o período de colheita.

Para as perdas totais quantificadas na armação retangular (Figura 3) nota-se que, durante a colheita mecanizada de soja, o processo pode ser considerado instável por haver pontos amostrais que extrapolaram o limite superior de controle para as cartas de valores individuais e de amplitude móvel (Teste 1) (Figura 3a e 3b) e pela presença do Teste 2 nas cartas de valores individuais (Figura 3a)

apresentando uma sequência de pontos abaixo do valores médio de perdas na colheita, situação esta favorável a operação.

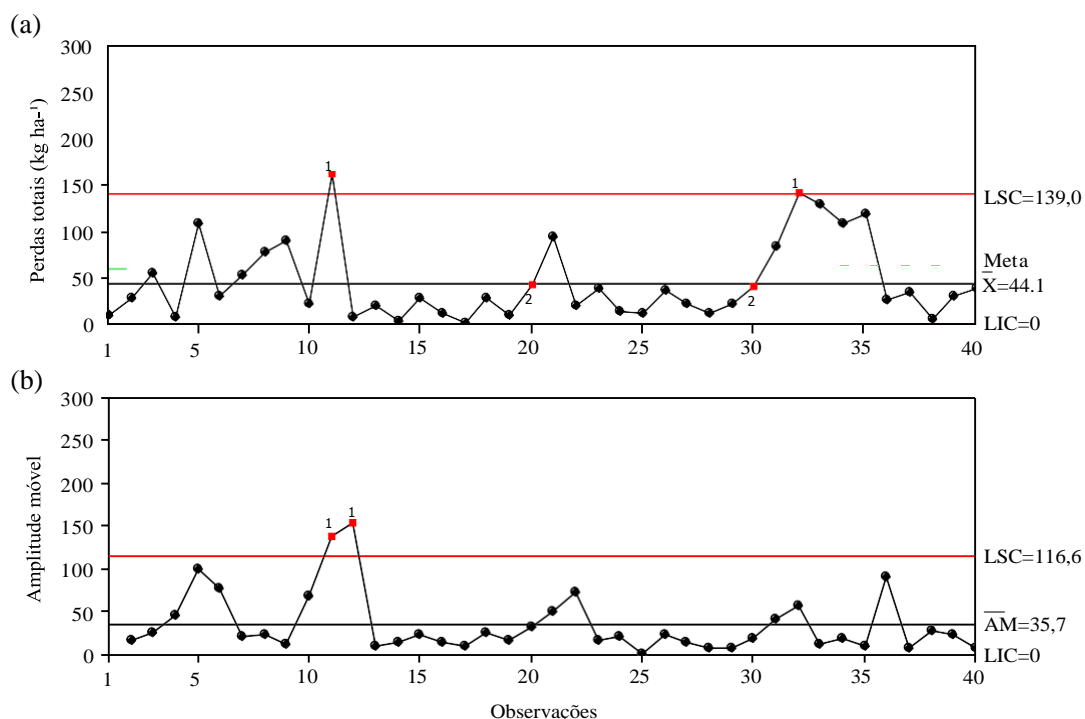


Figura 3. Cartas de controle de valores individuais e de amplitude móvel para as perdas totais com a metodologia da armação retangular durante a colheita mecanizada de soja. LSC: Limite superior de controle; LIC: Limite inferior de controle; \bar{X} : Média dos valores amostrais A M : média da amplitude móvel geral

Por outro lado, a média de perdas totais na colheita está abaixo do limite aceitável, visto que levantamentos efetuados, em nível de propriedades, têm demonstrado índices elevados de perdas na colheita de soja, sendo que a perda aceitável é de até 60 kg ha⁻¹ (Embrapa, 1999). Neste sentido pode-se afirmar que apesar dos pontos elevados de perdas decorrentes da variabilidade da operação, a colheita está sendo desempenhada de modo aceitável dentro dos padrões de qualidade da unidade produtora. Verifica-se ainda que 10 e 25% dos pontos amostrais apresentam-se instáveis no decorrer do processo e acima da meta estabelecida pela unidade produtora, respectivamente, para as cartas de controle de valores individuais.

Para as perdas totais coletadas com a armação circular durante a colheita mecanizada de soja, o processo pode ser considerado instável por haver pelo

menos um ponto amostral fora dos limites superior de controle para as cartas de valores individuais (Teste 1) (Figura 4a).

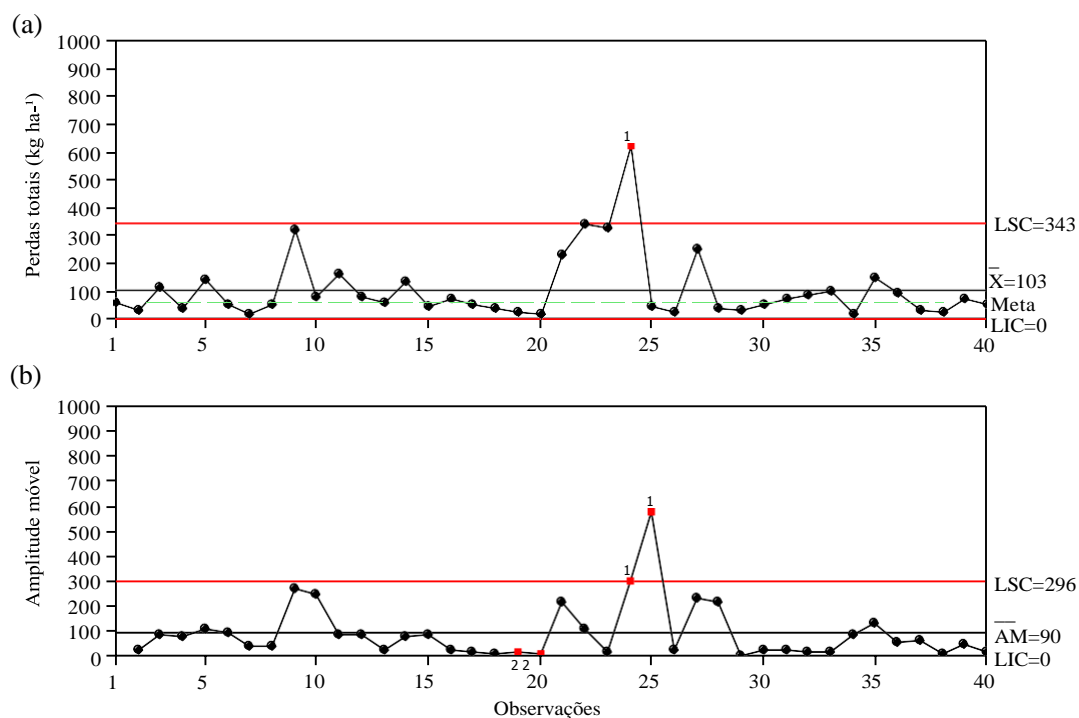


Figura 4. Cartas de controle de valores individuais e de amplitude móvel para as perdas totais com a metodologia da armação circular durante a colheita mecanizada de soja. LSC: Limite superior de controle; LIC: Limite inferior de controle; \bar{X} : Média dos valores amostrais A M : média da amplitude móvel geral

Na carta de amplitude móvel o processo foi verificado instável pela presença do Teste 1 e Teste 2 (Figura 4b). Ressalta-se que, neste caso, a determinação da instabilidade do processo determinada pelo Teste 2, apresentando nove pontos abaixo da média, retrata menor variabilidade das perdas ao longo da colheita mecanizada de soja, situação está favorável a colheita mecanizada de soja quando se pretende reduzir sua variação e o valor total de perdas.

Observa-se ainda que a média de perdas totais na colheita está acima de 60 kg ha⁻¹. Nesse ponto de vista, Emater (2005) realizou levantamento em 440 propriedades do estado do Paraná e verificou que grande parte das máquinas perdia mais de 60 kg ha⁻¹ (cerca de 60 a 180 kg ha⁻¹), sendo esta situação semelhante ao presente estudo. Nota-se ainda que 2,5 e 32,5% dos pontos amostrais apresentam-se instáveis no decorrer do processo e acima da meta estabelecida, respectivamente.

A determinação das perdas com o uso de armações circulares apresenta como vantagem adicional o fato de não afetar o desempenho operacional da colheita mecanizada de soja, uma vez que a colhedora não precisa parar para a quantificação das perdas na plataforma, pois durante a metodologia de perdas totais são mensuradas as perdas na plataforma/naturais e perdas dos mecanismos internos, simultaneamente. Por outro lado, a metodologia retangular necessita de um grande tempo gasto para aferição dessas perdas, e cada tipo de perda deve ser avaliada separadamente, necessitando de mais tempo para sua execução.

Segundo Slc (1998), é necessário conhecer um método eficiente de medição de perda de grãos, para poder identificar onde e em que quantidades estão ocorrendo. Outro fator relevante, é a quantidade de pontos amostrais realizados, sendo que neste trabalho em 40 pontos, foram coletadas 160 amostras (quatro peneiras por ponto), enquanto que para a armação retangular apenas 40, influenciando no aumento do coeficiente de variação do conjunto de dados. Neste sentido, a representatividade da área colhida e monitorada as perdas com a armação circular vem a ser melhor representada em função do maior número de amostras.

Pela análise da capacidade geral do processo determinada pelos valores de $Pp < 1,33$, o processo é considerado incapaz de manter as perdas provenientes da colheita mecanizada de soja em níveis aceitáveis, estabelecidos pelos limites específicos de controle, utilizando a armação retangular, ao longo da operação (Figura 5).

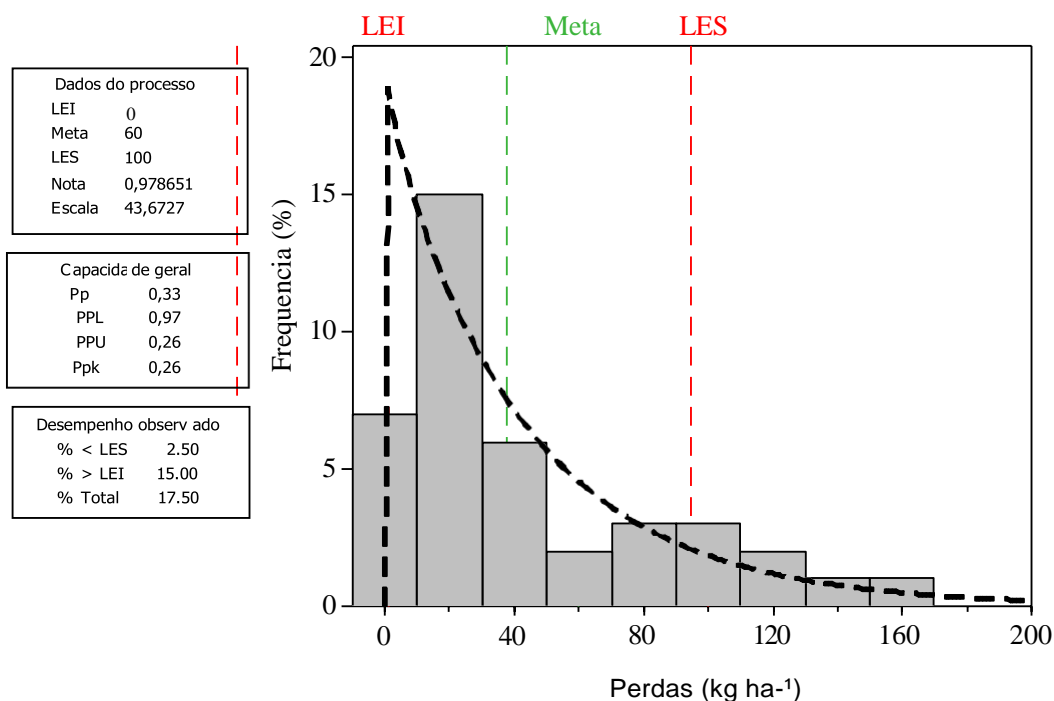


Figura 5. Análise de capacidade do processo para a metodologia da armação retangular utilizando a distribuição de Weibull.

Observa-se que a nota da forma da distribuição Weibull possui valor próximo de um (0,978), o que resulta em uma curva exponencial decrescente, indicado que o nível de perdas tende a diminuir ao longo da colheita mecanizada de soja. A diminuição do nível de perdas pode ser associada à curva exponencial com seu valor de escala (43,67), na qual representa que quanto menor este valor maior será o tempo de que a variável atingirá os padrões de qualidade estabelecidos pela unidade produtora.

Por outro lado, o índice Pp está ao próximo ao Ppk retratando uma possível proximidade da curva de distribuição com a meta estabelecida. Ressalta-se ainda que o desempenho do processo apresentou 17,5% dos valores amostrais de perdas foras dos limites inferior e superior especificados

O mesmo comportamento é apresentado para a armação circular, no qual o processo também foi considerado incapaz de manter as perdas da colheita mecanizada de soja em níveis aceitáveis durante toda a operação (Figura 6).

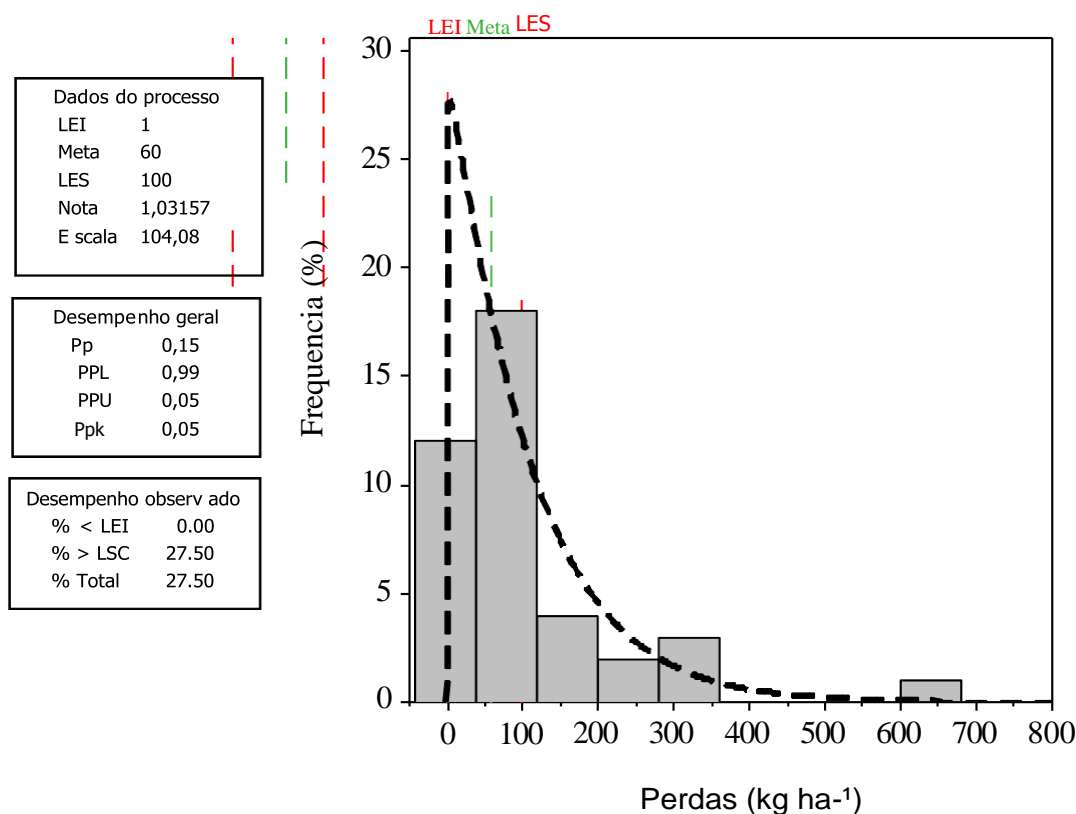


Figura 6. Análise de capacidade do processo para a metodologia da armação circular utilizando a distribuição de Weibull.

Todavia os valores encontrados foram superiores ao da armação retangular tanto para nota de forma da distribuição Weibull (1,031) como para o valor da curva exponencial (escala) 104,08, sendo que este último valor representa que o processo possui um potencial de atingir os níveis de qualidade estipulados pela unidade produtora em um menor espaço de tempo, em relação a metodologia da armação circular. O maior valor ao utilizar a armação circular pode ser associado fato que esta metodologia representa melhor a área de colhida, por coletar amostras em locais diferentes o que resulta em maior confiabilidade dos dados e, conseqüentemente, melhor representação dos índices de perdas totais.

Segundo Triola (1999) não podemos evitar a ocorrência do erro amostral, porém podemos limitar seu valor por meio da escolha de uma amostra de tamanho e número adequado. Obviamente, o erro amostral e o número de amostras seguem sentidos contrários e, portanto, o autor ainda afirma que quanto maior o número de amostras, menor o erro cometido e vice-versa.

Ressalta-se ainda que o desempenho do processo apresentou 27,5% dos valores amostrais de perdas fora do limite superior especificado. Ao se comparar as curvas de distribuição exponencial para as metodologias das armações retangular e circular, verificou-se que a maior probabilidade da taxa de ocorrer perdas totais na colheita de soja foi de 18 e 27%, respectivamente.

Conclusões

A média da armação da metodologia circular apresenta valores bem acima ao encontrados na armação da metodologia retangular apresentando maior representatividade das perdas.

Em ambas as armações avaliadas não foram encontradas padrões de origem não aleatória e apresentaram instabilidade durante o processo.

O processo foi considerado incapaz de manter as perdas da colheita mecanizada de soja em níveis aceitáveis durante toda a operação para as duas armações.

O fator de escala para a metodologia da armação circular apresenta um valor de 104,08, sendo superior em relação à outra, fato este que determina que os níveis de perdas possuam maior potencial de atingirem os padrões de qualidade estabelecidos em um menor intervalo de tempo.

A armação circular por coletar amostras em locais diferentes resulta em maior representatividade e confiabilidade dos dados.

Referências

Augsburger HKM. 1992. Determinación de pérdidas en la cosecha de granos. INIA, Montevideo URU. 63pp

Câmara FT, Silva RP, Lopes A, Furlani CEA, Grotta DCC, Reis, GN. 2007. Influência da área de amostragem na determinação de perdas totais na colheita de soja. *Ciência e Agrotecnologia* 31: 909- 913.

Campos MAO, Silva RP, Carvalho Filho A, Mesquita HCB, Zabani S. 2005. Perdas na colheita mecanizada de soja no Estado de Minas Gerais. *Eng. Agríc* 25 (1): 207-13.

Compagnon AM, Silva RP, Cassia MT, Graat D, Voltarelli M. 2012. Comparação entre métodos de perdas na colheita mecanizada de soja. *Revista Scientia Agropecuaria* 3(3): 215 – 223.

Conab, Companhia Brasileira de Abastecimento. 2011. Acompanhamento da safra brasileira: grãos, décimo levantamento. Conab, Brasília, BR. 179pp.

Costa NP, Mesquita CM, Oliveira MC, 2002. Efeito das velocidade de deslocamento e do cilindro de trilha da colhedora sobre as perdas de sementes na colheita de soja. *Informativo Abrates* 12 (1): 15-19.

Costa NP, Tavares LCV. 1995. Fatores responsáveis pelos elevados percentuais de perdas de grãos durante a colheita mecânica em soja. *Informativo Abrates* 5(1):17-25.

Cunha JPAR, Piva G, Oliveira CAA. 2009. Efeito do sistema de trilha e da velocidade das colhedoras na qualidade de sementes de soja. *Bioscience Journal* 25 (4): 37-42.

Emater - Instituto Paranaense de Assistência Técnica e Extensão Rural, 2005. Perdas na colheita mecanizada da soja – Safra 2004/2005. EMATER-PR, Curitiba, BR. 15pp.

Embrapa - Empresa brasileira de pesquisa agropecuária, 1999. Recomendações técnicas para a cultura de soja no Paraná 1998/99. Cent. Nac. Pesqui. Soja/EMBRAPA, Londrina, BR. 213pp.

Freddi OS, Carvalho MP, Veronesi Júnior V, Carvalho, GJ. 2006. Produtividade do milho relacionada com a resistência mecânica à penetração do solo sob preparo convencional. Eng. Agríc. 26: 113-121.

Mazetto FR. 2008. Avaliação dos desempenhos operacional e energético e da ergonomia de colhedoras de soja (*Glycine max* (L.) Merrill) no sistema de plantio direto. Tese de doutorado. Univ Estadual Paulista, Botucatu, Brasil.

Mesquita CM, Costa NP, Mantovani EC, Andrade JGM, França neto JB, Silva JG, Fonseca JR, Portugal FAF, Guimarães sobrinho JB, 1998. Manual do produtor: como evitar desperdícios nas colheitas da soja, do milho e do arroz. Embrapa CNPSO, Londrina, BR. 32pp.

Mesquita CM, Costa, NP, Pereira, JE, Maurina AC, Andrade JGM, 1999. Colheita mecânica da soja: avaliação das perdas e da qualidade física do grão. Eng Agríc 18(3): 44-53.

Mesquita CM, Costa, NP, Pereira, JE, Maurina AC, Andrade JGM, 2001. Caracterização da colheita mecanizada da soja no Paraná. Eng Agríc 21(2): 197-205.

Mesquita CM, Costa, NP, Pereira, JE, Maurina AC, Andrade JGM. 2002. Perfil da colheita mecânica da soja no Brasil: safra 1998/1999. Eng Agríc 22(3): 398-406.

Mesquita CM, Gaudencio CA. 1982. Medidor de perdas na colheita de soja e trigo. Embrapa CNPSO, Londrina, BR. 8 pp.

Montgomery DC. 2009. Introduction to statistical quality control. Wiley, Arizona, USA. 544pp.

Paixão CSS. 2015. Tempos, movimentos e qualidade da operação de colheita mecanizada de soja em função do formato dos talhões. Dissertação de mestrado. Estadual Paulista, Jaboticabal, Brasil. 149pp.

Pimentel-Gomes F, Garcia, CH. 2002. Estatística aplicada a experimentos agrônômicos e florestais: exposição com exemplos e orientações para uso de aplicativos. FEALQ, Piracicaba, BR. 309pp.

Pinheiro Neto R, Gamero CA. 1999. Efeito da colheita mecanizada nas perdas quantitativas de grãos de soja (*Glycine max* (L.) Merrill). Energia na Agricultura 14(1): 69-81.

Portella JA. 2000. Colheita de grãos mecanizada: implementos, manutenção e regulagem. Aprenda Fácil, Viçosa, BR. 190 pp.

Slc AS. 1988. Perdas na colheita: a evolução está em suas mãos. Horizontina, BR. 13pp.

Triola MF. 1999. Introdução à Estatística. LTC, Rio de Janeiro, BR. 682pp.

Voltarelli MA, Silva RP, Zerbato C, Silva VFAS, Paixão, CSS. 2015. Monitoramento das perdas no processo de colheita mecanizada de tomate industrial. Engenharia na Agricultura 23: 315-325.

CAPÍTULO 3 - Análise multivariada no estudo da qualidade operacional da colheita mecanizada de soja

Resumo

Existem inúmeros fatores que podem influenciar a qualidade da operação da colheita mecanizada de soja, normalmente o monitoramento dessa etapa, gera grandes quantidades de dados que são difíceis de analisar e interpretar, pois as relações entre as variáveis são complexas. Deste modo, abordagens multivariadas, como Análise Fatorial (AF) e Análise de Componentes Principais (ACP) pode ser uma alternativa para extrair informações significativas a partir dessas bases de dados. Assim objetivou-se neste trabalho avaliar, por meio da análise dos componentes principais e análise de fatores, a redução na dimensionalidade dos fatores que interferem na qualidade da operação da colheita mecanizada de soja. O trabalho foi realizado em março de 2016, em área agrícola no município de Ribeirão Preto-SP, sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470, com sistema de trilha do tipo tangencial e separação por saca-palhas. Os parâmetros utilizados para avaliação da qualidade da operação de colheita foram: velocidade de deslocamento, rotação do cilindro, rotação do motor, abertura do côncavo, índice de rotação do ventilador, altura de corte, altura da inserção da 1ª vagem, temperatura e teor de água dos grãos, massa de 1000 grãos, perdas totais, perdas na plataforma e perdas dos mecanismos internos. Os dados foram analisados por meio estatística descritiva, análise componente principal e de fatores. A análise de componentes principais promoveu redução no número de variáveis de qualidade da colheita mecanizada de soja, uma vez que o melhor comportamento das variáveis ocorreu com a inclusão de 5 das 13 variáveis analisadas. A análise fatorial permitiu a seleção de quatro indicadores da colheita mecanizada de soja, explicando 76,4% da variância total.

Palavras-Chave : Componente principal; Análise de fatores; Colhedora de grãos.

Multivariate analysis in the study of the operational quality of soybean mechanized harvesting

Abstract

There are a number of factors that can influence the quality of soybean mechanized harvesting, usually monitoring this stage, generating large amounts of data that are difficult to analyze and interpret because the relationships between the variables are complex. Thus, multivariate approaches such as Factorial Analysis (AF) and Principal Component Analysis (PCA) may be an alternative to extract meaningful information from these databases. Thus, the objective of this work was to evaluate, through the analysis of the main components and analysis of factors, the reduction in dimensionality of the factors that interfere in the quality of the mechanized soybean harvesting operation. The work was carried out in March 2016, in an agricultural area in the city of Ribeirão Preto-SP, using a John Deere brand model 1470 harvester with a tangential type track system and straw picking. The parameters used to evaluate the quality of the harvesting operation were: displacement velocity, cylinder rotation, motor rotation, concave opening, fan rotation index, cutting height, 1st pod insertion height, temperature and content of grain water, 1000 grains mass, total losses, platform losses and internal mechanisms losses. Data were analyzed by means of descriptive statistics, principal component analysis and factors. The analysis of main components promoted a reduction in the number of quality variables of the soybean mechanized harvest, since the best behavior of the variables occurred with the inclusion of 5 of the 13 variables analyzed. The factorial analysis allowed the selection of four indicators of the soybean mechanized harvest, explaining 76.4% of the total variance.

Key-Words: Main component; Factor analysis; Grain harvester.

Introdução

A colheita mecanizada de soja é uma das atividades mais importantes para a cultura devido ao seu alto valor agregado, compreendendo operações custosas do processo produtivo e de alta demanda energética. Sua boa execução contribui para o retorno dos investimentos realizados em todo o ciclo produtivo da cultura (Mazeto, 2008).

Existem inúmeros fatores que podem influenciar a qualidade da operação da colheita mecanizada de soja, dentre eles a altura de corte da plataforma da colhedora, a velocidade do molinete, a rotação do cilindro trilhador, a abertura entre cilindro e côncavo, e a velocidade de deslocamento. Entretanto, ainda existem os fatores ligados às perdas de grãos não oriundos do processo de colheita mecanizada, no qual podem-se citar a deiscência das vagens, a sementeira inadequada, umidade dos grãos, altura da inserção da primeira vagem, a escolha errada da cultivar, a ocorrência de plantas daninhas e o mau desenvolvimento da cultura (Toledo *et al.*, 2008).

Normalmente, o monitoramento da colheita mecanizada de soja gera grandes quantidades de dados que são difíceis de analisar e interpretar, pois as relações entre as variáveis são complexas. Deste modo, abordagens multivariadas, como Análise Fatorial (AF) e Análise de Componentes Principais (ACP) podem ser uma alternativa para extrair informações significativas a partir dessas bases de dados (Zhang *et al.*, 2010).

A análise estatística multivariada permite efetuar uma visão global do fenômeno, utilizando simultaneamente todas as variáveis na interpretação teórica do conjunto de dados obtidos (Everitt & Dunn, 1991). De acordo com Moita Neto & Moita (2004), existem vários métodos de análise multivariada, com finalidades bem diversas entre si, para verificar como as amostras se relacionam, ou seja, o quanto estas são semelhantes segundo as variáveis utilizadas no trabalho. Para esta avaliação, destaca-se o método da análise dos componentes principais (ACP).

Um dos principais usos da ACP ocorre quando as variáveis são originárias de processos em que diversas características devem ser observadas ao mesmo tempo. Essa análise reescreve as coordenadas das amostras em outro sistema mais conveniente para a análise de dados, o que permite a redução do número de

variáveis avaliadas. Este método pode ser usado para julgar a importância das próprias variáveis originais escolhidas, ou seja, para definir aquelas que apresentam maior peso e são mais importantes do ponto de vista estatístico (Santi *et al.*, 2012).

Assim, considerando-se que o processo de colheita mecanizada de soja apresenta grande diversidade de características passíveis de serem analisadas conjuntamente, objetivou-se neste trabalho avaliar, por meio da análise dos componentes principais e análise de fatores, a redução na dimensionalidade dos fatores que interferem na qualidade da operação da colheita mecanizada de soja.

Material e métodos

O experimento foi realizado em área agrícola do município de Ribeirão Preto - SP, localizada nas proximidades das coordenadas geodésicas: Latitude: 21°10'39" S, Longitude: 47°48'37" W, com altitude média de 546 m.

A colheita iniciou em março de 2016 sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470, ano 2013 com aproximadamente 711 horas motor. A colhedora possui motor John Deere de 6,8 L, cuja potência nominal é de 142 kW (193 cv); equipada com plataforma de corte de 6,60 m de largura, sistema de trilha do tipo tangencial, separação por saca-palhas e tanque graneleiro com capacidade de 5500 L. Ao longo da coleta de dado sempre manteve-se o mesmo operador, para diminuir o erro experimental relacionado a mão-de-obra.

O parâmetro utilizado para avaliação da qualidade da operação de colheita foram definidos conjuntamente com a unidade produtora por meio de *brainstorming*, na qual os fatores que mais poderiam influenciar a colheita fossem apontados. Após a troca de informações e conhecimentos, foram indicados pelos gestores e demais funcionários as seguintes variáveis para análise: velocidade de deslocamento, rotação do cilindro, rotação do motor, abertura do côncavo, índice de rotação do ventilador, altura de corte, altura da inserção da 1ª vagem (AIPV), temperatura e teor de água dos grãos, massa de 1000 grãos, perdas totais, perdas na plataforma e perdas dos mecanismos internos.

Os indicadores relativos ao desempenho da colhedora foram coletados por meio de leituras no monitor da colhedora, enquanto que as variáveis relacionadas às condições da cultura foram obtidas diretamente em campo. A AIPV foi mensurada

utilizando-se uma régua em campo, enquanto que para a temperatura e teor de água dos grãos foram retiradas, em cada ponto amostral, 500 gramas de grãos diretamente do tanguê graneleiro e, em seguida, a amostra era colocada no medidor modelo G600 da marca GEHAKA AGRI.

Na determinação das perdas foram utilizadas armações circulares, confeccionadas com aros de 0,25 m², vedados com tela de sombrite assemelhando-se a peneiras, sendo utilizados quatro aros de mesmo tamanho, que juntos totalizam uma área de 1,00 m² (Augsburger, 1992). Os aros foram lançados em pontos pré-determinados, de modo que dois aros ficaram dispostos fora do traçado dos rodados dianteiros da colhedora (esquerda e direita) e dois foram lançados entre os rodados (meio). Foram coletados todos os grãos e vagens presentes na região dos aros, após a passagem da colhedora. As perdas dos mecanismos internos foram representadas pelos grãos e vagens encontrados sobre as peneiras; por sua vez, os grãos e vagens encontrados abaixo da peneira foram considerados perdas na plataforma. Por fim, as perdas totais foram calculadas pela somatória das perdas na plataforma e dos mecanismos internos.

O delineamento experimental seguiu os padrões estabelecidos pelo Controle Estatístico de Processo, nos quais os pontos amostrais foram coletados ao longo do tempo (Montgomery, 2009). A cada oito minutos de colheita eram quantificados todos os indicadores de qualidade, simultaneamente, totalizando 40 pontos amostrais (sendo quatro amostras por ponto, totalizando 160 repetições) ao final do monitoramento da operação.

Inicialmente, os dados foram analisados por meio da estatística descritiva (média, desvio padrão, coeficiente de variação, coeficiente de assimetria e curtose) para permitir a visualização geral do comportamento dos dados por meio do programa Minitab[®] (Pimentel-Gomes e Garcia, 2002). A averiguação da normalidade dos dados foi realizada pelo teste de Ryan-Joiner. Posteriormente foi realizada a associação entre as variáveis que influenciam a qualidade da colheita de soja mediante o uso de análise estatística multivariada Análise de Componente Principal/ Análise Fator (ACP/AF).

A ACP/AF demanda três etapas: a primeira consiste na preparação da matriz de correlação; a segunda na extração dos fatores comuns e a possível redução de

variáveis explicativas e, por último, na rotação dos eixos relativos aos fatores comuns, com o objetivo de tornar a solução mais simples e facilmente interpretável (Toledo & Nicolella, 2002).

A partir dos 13 indicadores de qualidade, foi calculada a correlação entre eles e elaboradas as matrizes de variância e covariância para proceder à ACP. Esses componentes foram construídos pela combinação da correlação entre as variáveis, sendo extraídas em ordem decrescente de importância, em termos de sua contribuição para a variação total dos dados (Silva *et al.*, 2010), coletados durante a colheita mecanizada de soja.

O critério para classificação dos autovetores (valores que representam o Peso de cada caractere, em cada componente, e variam de -1 a +1) foi: valor absoluto <0,30, classificado como pouco significativo; 0,30 – 0,49, considerado mediamente significativo e $\geq 0,50$, tido como altamente significativo (Coelho, 2003). Os indicadores de qualidade que tiveram autovetores com peso $\geq 0,50$ (altamente significativo) foram submetidos à nova ACP, para ranquear as variáveis com maior carga fatorial (escore). Após esta etapa, foram selecionados os componentes principais com autovalores maiores que 1 (um) e dentro destes componentes foram selecionadas as variáveis que apresentaram escores maiores que 0,50, como sendo as que mais influenciam a colheita mecanizada de soja.

Após esta última análise de componentes principais, foi realizada a análise de fatores para estas variáveis (escore maior que 0,50), sendo os fatores extraídos dos componentes principais na tentativa de separar feixes de variáveis, aplicando uma rotação aos fatores pelo método Varimax. Conforme Reis (2001), Varimax é um método de rotação ortogonal, em que, para cada componente principal, existam apenas alguns pesos significativos e todos os outros sejam próximos de zero, isto é, o objetivo foi maximizar a variação entre os pesos de cada componente principal.

Resultados e discussão

Estatística descritiva

Os indicadores de qualidade rotação do motor, rotação do cilindro, abertura do côncavo, rotação do ventilador, velocidade, teor de água dos grãos, temperatura dos

grãos e altura de inserção da primeira vagem apresentaram distribuição normal de probabilidade de acordo o teste de Ryan-Joiner (Tabela 1).

Tabela 1. Estatística descritiva e teste de distribuição normal de probabilidade e parâmetros da estatística descritiva ao longo da colheita mecanizada de soja.

Variáveis	Σ	CV	Cs	Ck	RJ	p-Valor
Rotação do motor (rpm)	2213,3	27,6	1,25	0,15	1,93	0,08 ^N
Rotação do cilindro (rpm)	747,9	12,2	1,64	0,41	-0,3	>0,10 ^N
Abertura do concavo (mm)	24,5	0,84	3,45	-1,37	-0,14	>0,10 ^N
Rotação do ventilador (rpm)	673,5	9,7	1,45	1,32	3,85	0,04 ^N
Velocidade (km h ⁻¹)	4,5	0,51	11,41	0,26	-1,15	0,02 ^N
Teor de água dos grãos (%)	11,9	0,81	6,76	0,02	0,13	>0,10 ^N
Temperatura dos grãos (°C)	29,2	0,96	3,28	0,89	0,07	0,02 ^N
Altura de inserção (cm)	17,2	4,1	21,03	0,18	0,3	>0,10 ^N
Altura de corte (cm)	11,5	2,4	23,5	1,45	3,26	<0,01 ^A
Massa de 1000 grãos (g)	158,3	29,9	18,9	-3,83	20,4	<0,01 ^A
PP (kg ha ⁻¹)	67,0	76,7	114,4	1,67	1,63	<0,01 ^A
PMI (kg ha ⁻¹)	35,6	75,2	211,3	5,44	32,1	<0,01 ^A
PT (kg ha ⁻¹)	102,6	120,1	117,1	2,61	8,15	<0,01 ^A

– Média geral σ – desvio padrão; CV (%) – coeficiente de variação; Cs - Coeficiente de assimetria; Ck - Coeficiente de curtose; RJ – valor do teste de normalidade de Ryan-Joiner; p-Valor – valor da distribuição de probabilidade ($p > 0,01$); N – distribuição normal de probabilidade; A – distribuição não normal de probabilidade; PP – perdas na plataforma; PMI – perdas dos mecanismos internos; PT - Perdas totais.

Esta condição de normalidade dos dados pode ser reafirmada pelos valores dos coeficientes de assimetria e curtose próximos do valor zero. Com exceção dos indicadores abertura do côncavo e rotação do ventilador, todos demais citados acima apresentaram coeficiente de assimetria pequenos ($|Cs| < 0,15$) ou moderados ($0,15 < |Cs| < 1,00$). Os coeficientes de variação destes indicadores foram baixos (Pimentel-Gomes e Garcia, 2002), exceção feita para a velocidade (CV médio) e para a altura de inserção da primeira vagem (CV alto).

Por outro lado, a variável altura de corte apresentou não normalidade do conjunto de dados, podendo ser explicado pelos elevados valores dos coeficientes de assimetria e curtose, distantes do valor zero. Os coeficientes de assimetria e curtose positivos indicam que a curva de distribuição possui sua calda mais alongada à direita e um maior afilamento (leptocúrticas), respectivamente. Ressalta-se ainda que, assim como a altura de inserção, a altura de corte apresentou coeficiente de variação alto (em função do alto valor de desvio padrão), enquanto

que a massa de 1000 grãos apresentou CV médio, de acordo com a classificação de Pimentel-Gomes e Garcia (2002). Os indicadores de qualidade relacionados às perdas na colheita apresentam coeficiente de variação muito alto, fato este também relatado em diversos trabalhos sobre perdas na colheita de soja (Faggion *et al.*, 2017; Cassia *et al.*, 2015; Holtz & Reis, 2013; Campos *et al.*, 2005).

Estatística multivariada

As variáveis da colheita mecanizada de soja foram agrupadas em fatores e o ajuste do modelo foi capaz de explicar 100% das variâncias das variáveis com autovalores maiores que 1,00 (Tabela 2). Neste sentido, os componentes principais que mais afetaram a colheita mecanizada de soja são o CP1, CP2, CP3, CP4 e CP5 acumulando 75,4% das explicações das causas de variabilidade, sendo os dois primeiros componentes os que mais influenciaram a qualidade da operação. O primeiro componente (CP1), explicou 22,6% da variabilidade, sendo os maiores escores para as variáveis dentro destes componentes foram a velocidade de deslocamento e teor de água dos grãos.

No que se refere à velocidade de trabalho, quanto maior a velocidade mais aumenta-se o fluxo de material vegetal no interior da máquina para seu processamento, o que, associado ao teor de água dos grãos, induz ao fato de que a regulagem entre o cilindro e côncavo deve ser dinâmica ao longo da colheita para evitar embuchamentos e aumentar a eficiência de trilha. Como observado por Ferreira *et al.* (2007), no qual relataram que o fluxo total de material aumentou com o aumento da velocidade de deslocamento.

O segundo componente principal (CP2) apresentou 20,1% da variabilidade para o processo de colheita mecanizada de soja. Os maiores escores para este componente foram determinados pelas variáveis: perdas na plataforma (PP) e perdas totais (PT). As perdas na plataforma são atribuídas à máquina e podem ocorrer em função da velocidade do molinete, velocidade de trabalho, barra de corte, debulha de grãos entre o condutor helicoidal e o fundo metálico da plataforma, dentre outros. Por outro lado, as perdas totais são uma associação das perdas na plataforma e dos mecanismos internos, sendo este último tipo de perdas relacionado aos sistemas de separação e limpeza da colhedora.

Tabela 2. Análise de componentes principais das variáveis na colheita mecanizada de soja.

Componentes da variância	Componentes principais						
	1	2	3	4	5	6	7
Autovalores	2,93	2,62	1,55	1,42	1,26	0,78	0,68
Proporção (%)	22,6	20,1	12,0	11,0	9,70	6,00	5,20
Proporção acumulada (%)	22,6	42,7	54,7	65,7	75,4	81,4	86,7
Variáveis	Correlação com os componentes principais						
Rotação do motor (rpm)	0,307	-0,172	-0,443	0,347	-0,051	0,239	0,133
Rotação do cilindro (rpm)	0,175	-0,343	-0,116	-0,513⁽¹⁾	-0,051	0,239	-0,024
Abertura do côncavo (mm)	-0,217	0,220	-0,211	-0,546⁽¹⁾	-0,009	-0,390	0,436
Rotação do ventilador (rpm)	0,253	-0,181	-0,524⁽¹⁾	0,266	-0,095	-0,234	0,308
Velocidade (km h ⁻¹)	0,529⁽¹⁾	-0,078	0,279	0,120	0,219	-0,217	-0,149
Teor de água dos grãos (%)	0,501⁽¹⁾	0,092	0,094	-0,146	0,152	-0,351	0,067
Temperatura dos grãos (°C)	-0,394	0,225	-0,194	0,144	-0,111	0,190	0,125
Altura de inserção (cm)	-0,095	-0,095	-0,217	-0,083	-0,160	0,500	0,015
Altura de corte (cm)	0,121	-0,055	0,418	0,093	-0,580⁽¹⁾	0,287	0,197
Massa de 1000 grãos (g)	-0,122	0,181	0,265	0,490	0,403	-0,028	0,356
PP (kg ha ⁻¹)	0,094	0,518⁽¹⁾	-0,269	0,069	-0,024	0,036	-0,528
PMI (kg ha ⁻¹)	0,324	0,348	0,101	-0,207	0,056	0,345	0,455
PT (kg ha ⁻¹)	0,263	0,523⁽¹⁾	-0,109	-0,085	0,020	0,238	-0,053

Continua..

Componentes da variância	Componentes principais					
	8	9	10	11	12	13
Autovalores	0,539	0,384	0,330	0,301	0,173	0,00
Proporção (%)	4,10	3,00	2,50	2,30	1,30	0,00
Proporção acumulada (%)	90,8	93,8	96,3	98,7	100	100
Variáveis	Correlação com os componentes principais					
Rotação do motor (rpm)	-0,093	-0,143	0,045	0,174	0,633	0,00
Rotação do cilindro (rpm)	0,413	-0,236	-0,416	0,356	-0,165	0,00
Abertura do côncavo (mm)	-0,410	-0,100	-0,110	0,311	0,178	0,00
Rotação do ventilador (rpm)	-0,073	0,135	-0,074	-0,138	-0,592	0,00
Velocidade (km h ⁻¹)	-0,165	0,131	0,285	0,671	-0,155	0,00
Teor de água dos grãos (%)	0,258	0,494	-0,342	-0,246	0,345	0,00
Temperatura dos grãos (°C)	0,379	0,595	0,049	0,413	-0,007	0,00
Altura de inserção (cm)	-0,413	0,341	-0,134	-0,090	-0,073	0,00
Altura de corte (cm)	-0,399	0,221	-0,351	0,052	-0,046	0,00
Massa de 1000 grãos (g)	0,157	-0,320	-0,455	0,122	-0,054	0,00
PP (kg ha ⁻¹)	-0,187	-0,043	-0,354	0,09	-0,085	-0,476
PMI (kg ha ⁻¹)	0,138	-0,075	0,355	-0,105	-0,112	-0,466
PT (kg ha ⁻¹)	-0,034	-0,074	-0,004	-0,009	-0,124	0,745

⁽¹⁾ Autovetores com maiores cargas fatoriais (escores) selecionadas dentro de cada fator. O critério para classificação foi: valor absoluto <0,30, considerado pouco significativo; 0,30–0,40, mediamente significativo e ≥0,50, altamente significativo, de acordo com Coelho (2003).

Estudos realizados por Lamp *et al.* (1962) indicaram que 80% das perdas na colheita de soja foram causadas pela plataforma de corte e dessas, 55% ocorreram durante o processo de debulha, devido à ação da barra de corte, do molinete e do caracol. Neste sentido, Pinheiro Neto e Gamero (2001), avaliando perdas quantitativas na colheita da soja, observaram que o mecanismo de corte e alimentação foi responsável por 61,9% a 88,6% das perdas totais.

Para os componentes principais CP3, CP4 e CP5 foram detectados os maiores escores para a rotação do ventilador, rotação do cilindro e abertura do côncavo e altura de corte, respectivamente. A variável rotação do ventilador pode influenciar nas perdas totais durante a colheita mecanizada de soja em virtude do maior fluxo de ar direcionado às peneiras no sistema de limpeza, causando um arraste dos grãos para fora da colhedora.

A rotação do cilindro, juntamente com a abertura do côncavo, são regulagens dinâmicas que ocorrem ao longo da colheita mecanizada de soja, fazendo com que aumente ou diminua a eficiência de trilha em função do teor de água contido na matéria prima. Já a altura de corte, está relacionada às perdas na plataforma e também às perdas totais, uma vez que sua causa se deve à má regulagem da altura da plataforma de corte em relação à altura de inserção da vagem. Segundo Ukatu (2006), as perdas qualitativas ocorrem principalmente no momento da debulha, isto é, no momento em que forças consideráveis são aplicadas sobre as sementes, a fim de separá-las da estrutura que as contêm e ocorrem, essencialmente, em consequência dos impactos recebidos do cilindro trilhador, no momento em que passam pelo côncavo.

As variáveis que apresentaram escore $\geq 0,50$ (positivo ou negativo) nos componentes 1, 2, 3, 4 e 5 foram submetidas novamente a análise ACP (Tabela 3). As perdas na plataforma e as perdas totais na colheita foram as variáveis que apresentaram maiores escores dentro do componente principal 1 ($>0,50$) e a velocidade de trabalho maior escore dentro do componente principal 2 ($-0,578$), na qual esses dois componentes juntos representam 50,8% da variabilidade durante o processo de colheita mecanizada de soja.

Tabela 3. Análise dos componentes principais que apresentam escore $\geq 0,50$ (positivo ou negativo)

Componentes da variância	Componentes principais							
	1	2	3	4	5	6	7	8
Autovalores	2,09	1,96	1,20	0,874	0,740	0,63	0,33	0,14
Proporção (%)	26,2	24,6	15,0	11,0	9,30	8,0	4,10	1,8
Proporção acumulada (%)	26,2	50,8	65,8	76,8	86,1	94,0	98,2	100
Variáveis	Correlação com os componentes principais							
Rotação do cilindro (rpm)	-0,251	-0,290	0,408	-0,557	0,199	-0,541	-0,201	0,059
Abertura do côncavo	0,120	0,433	0,326	-0,451	0,226	0,606	-0,257	0,058
Rotação do ventilador (rpm)	0,020	-0,277	0,520⁽¹⁾	0,589	0,525	0,135	-0,069	-0,079
Velocidade (km h ⁻¹)	0,148	-0,578⁽¹⁾	-0,117	-0,011	-0,340	0,285	-0,658	0,014
Teor de água dos grãos (%)	0,320	-0,493	0,165	-0,276	-0,079	0,276	0,647	0,215
Altura de corte (cm)	-0,109	-0,217	-0,641	-0,165	0,690	0,125	-0,018	0,100
PP (kg ha ⁻¹)	0,610⁽¹⁾	0,166	-0,024	0,117	0,113	-0,325	-0,192	0,656
PT (kg ha ⁻¹)	0,640⁽¹⁾	0,004	-0,062	0,148	0,148	-0,206	-0,027	-0,707

⁽¹⁾componentes principais que apresentam escore $\geq 0,50$ (positivo ou negativo)

As perdas totais na colheita, em funções dos escores positivos, apresentaram valores elevados para a operação, o que acarreta em menor quantidade de grãos colhidos, o que poderia refletir em aumento da produtividade. Por outro lado, para a velocidade de trabalho em relação ao escore negativo, pressupõe-se que a velocidade de colheita estava elevada, situação esta que pode ter aumentado o nível de perdas durante a colheita.

A rotação do ventilador e altura de corte são explicadas pelo componente principal 3. Nota-se ainda que a variabilidade explicada até o terceiro componente principal explica 65,8% da variação total.

Observa-se, na Tabela 4, uma redistribuição melhor da variância total entre os três componentes principais, que apresentaram escores maiores que 1 (um) verificado na Tabela 3. Comparando-se as Tabelas 3 e 4, verifica-se uma redução do percentual da variância total explicada pelas componentes CP1, CP2 e CP3.

Tabela 4. Análise de correlação entre variável e fatores.

Variáveis	F1	F2	F3	F4	F5
Rotação do ventilador (rpm)	-0,016	-0,077	0,051	-0,996	0,003
Velocidade (km h ⁻¹)	0,029	-0,993	-0,082	-0,078	-0,015
Altura de corte (cm)	-0,057	-0,082	0,994	0,051	-0,011
Perdas na plataforma (kg ha ⁻¹)	0,943	0,057	0,105	-0,008	0,311
Perdas totais (kg ha ⁻¹)	0,949	-0,104	-0,011	0,033	-0,295
Autovalor	1,79	1,01	1,01	0,99	0,18
Proporção explicada (%)	35,9	20,3	20,2	20,0	3,60
Proporção acumulada (%)	35,9	56,2	76,4	96,4	100

A primeira componente rotacionada (F1) passou a explicar 35,9% da variância, enquanto que as componentes rotacionadas F2 e F3 passaram a contribuir com cerca de 20%. No primeiro fator, as variáveis perdas na plataforma e perdas totais apresentaram peso superior a 0,75, indicando que essas variáveis são as mais significativas na definição dos indicadores de qualidade para colheita mecanizada.

De acordo com Liu *et al.* (2003), fatores que possuem peso superior a 0,75 são indicativos de forte carga entre as variáveis de qualidade, assim, este fator representa o indicativo de que as perdas na plataforma e totais influenciam a qualidade da colheita mecanizada de soja encontrados para o presente estudo. Neste sentido Dunn *et al.* (1973) concluíram que a barra de corte causou 80% das perdas na colheita de soja, o caracol 13% e o molinete 7%.

O segundo fator é explicado pela variável velocidade, o qual indica uma variável de risco no eixo longitudinal durante a colheita mecanizada de soja. Por outro lado, o F3 é explicado pela variável altura de corte. Este fato também foi observado por Cunha *et al.* (2009), em que ao estudar a qualidade da colheita de sementes de soja verificaram que o incremento da velocidade de deslocamento de 6,0 para 7,0 km h⁻¹, o que causou aumento da injúria mecânica, bem como redução do vigor das sementes, nas menores rotações do cilindro trilhador, situação esta semelhante ao presente trabalho. Estas variáveis refletem, basicamente, as regulagens dinâmicas que devem ser monitoradas e ajustadas ao longo da colheita mecanizada de soja, para proporcionar maior qualidade da operação.

Conclusão

A análise de componentes principais promoveu redução no número de variáveis de qualidade da colheita mecanizada de soja, uma vez que o melhor comportamento das variáveis ocorreu com a inclusão de 5 das 13 variáveis analisadas.

A análise fatorial permitiu a seleção de quatro indicadores da colheita mecanizada de soja, explicando 76,4% da variância total.

As variações na qualidade da colheita mecanizada de soja podem ser definidas por um grupo perdas (plataforma e totais) e por um grupo de fatores de desempenho da colhedora (velocidade de deslocamento e altura de corte).

Referências

Campos MAO, Silva RP, Carvalho Filho A, Mesquita HCB, Zabani S. 2005. Perdas na colheita mecanizada de soja no Estado de Minas Gerais. Eng. Agríc 25 (1): 207-13

Cassia MT, Voltarelli MA, Silva RP, Zerbato C, Lima PH. 2015. Monitoramento da operação de colheita mecanizada de sementes de soja. Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental Campina Grande 19(12):1209–1214.

Coelho AM. 2003. Agricultura de precisão: manejo da variabilidade espacial e temporal dos solos e das culturas. Sociedade Brasileira de Ciência do Solo 3(1): 259-290.

Cunha JPAR, Piva G, Oliveira CAA. 2009. Efeito do sistema de trilha e da velocidade das colhedoras na qualidade de sementes de soja. Revista Bioscience Journal 25(4):37- 42.

Dunn WE, Nave WR, Buttler BJ. 1973. Combine header component losses in soybean. Transaction of the ASAE 16(6):1032-1035.

Everitt BS, Dunn G. 1991. Applied multivariate analysis. London: Edward Arnold, 400 pp.

Faggion F, Melara DF, Correia TPS, Pereira EA. 2017. Perda na colheita de soja por duas colhedoras depreciadas. Brazilian Journal of Applied Technology for Agricultural Science 10(2): 89-95.

Ferreira IC, Silva RP, Lopes A, Furlani CEA, 2007. Perdas quantitativas na colheita de soja em função da velocidade de deslocamento e regulagens no sistema de trilha. Revista Engenharia na Agricultura 15(1): 141-150.

Holtz V, Reis EF, 2013. Perdas na colheita mecanizada de soja: uma análise quantitativa e qualitativa. Revista Ceres 60(3):347-353.

Lamp BJ, Johnson WH, Harness KA. 1962. Soybean harvesting – losses approaches to improve harvesting efficiencies. Ohio Agriculturas Experiment Station. Bulletin. 899 pp.

Liu CW, Lin KH, Kuo YM. 2003. Application of factor analysis in the assessment of groundwater quality in a Blackfoot disease área in Twain. Science in the Total Environment 313(1):77-89.

Mazetto FR. 2008. Avaliação dos desempenhos operacional e energético e da ergonomia de colhedoras de soja (Glycinemax (L.) Merrill) no sistema de plantio direto. Tese de doutorado. Univ Estadual Paulista, Botucatu, Brasil.

Moita Neto MJ. 2004. Estatística multivariada Uma visão didática-metodológica. Revista de Filosofia e Ensino 13pp.

Montgomery DC. 2009. Control charts for variables. Introduction to statistical quality control. 6 (1):226-268.

Pimentel-Gomes F, Garcia CH. 2002. Estatística aplicada a experimentos agronômicos e florestais: exposição com exemplos e orientações para uso de aplicativos. FEALQ, Piracicaba, BR. 309pp

Pinheiro Neto R, Gamero CA. 2001. Avaliação das Perdas Quantitativas de Grãos na Colheita de Soja. In: Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola 25. Anais..., p. 13-16 Paraná.

Reis, E, 2001. Estatística Multivariada Aplicada. 2. ed. Lisboa: Edições Sílabo, 343 pp.

Santi AL., Amado TJC, Silva VR da, Basso CJ, Della Flora LP, Cherubin MR, Eitelwein MT. 2012 Infiltração de água no solo, determinada por diferentes métodos, como indicador do potencial produtivo em dois Latossolos manejados com agricultura de precisão. Interciencia 37(1):204-208.

Silva S de A, Lima JS de S, Xavier AC, Teixeira MM. 2010. Variabilidade espacial de atributos químicos de um Latossolo Vermelho-Amarelo húmico cultivado com café. Revista Brasileira de Ciência do Solo 34(1):15-22.

Toledo LG, Nicolella G. 2002. Índice de qualidade de água em microbacia sob uso agrícola e urbano. Scientia Agricola 59(1):181-186.

Toledo A, Tabile RA, Silva RP, Furlani CEA, Magalhães SC, Costa BO. 2008. Caracterização das perdas e distribuição de cobertura vegetal em colheita mecanizada de soja. Eng. Agríc 28(4): 710-719.

Ukatu AC. 2006. A modified threshing unit for soya beans. Biosystems Engineering 95(3) :371-377.

Zhang X, Wang Q, Liu Y, Wu J, Yu M. 2010. Application of multivariate statistical techniques in the assessment of water quality in the Southwest New Territories and Kowloon, Hong Kong. *Environmental Monitoring and Assessment* 137(1):17-27.

CAPÍTULO 4 - Controle Estatístico de Processo Multivariado: aplicação no monitoramento da qualidade operacional da colheita mecanizada de soja

Resumo

A utilização de métodos estatísticos não garante a solução de todos os problemas de um processo, porém, é uma maneira racional, lógica e organizada de determinar onde eles existem, sua extensão e a forma de solucioná-los. No controle estatístico de processo clássico, cada variável é plotada em gráficos de controle separados, já os gráficos de controle multivariados são uma alternativa de controle de processo, principalmente quando se quer controlar vários fatores do processo e várias características do produto combinadas em um único gráfico. Diante disso, objetivou-se neste trabalho utilizar o Controle Estatístico de Processo Multivariado, por meio do gráfico de controle T^2 de *Hotelling* para estudar variáveis que influenciam a colheita mecanizada de soja. O trabalho foi realizado em março de 2016, em área agrícola no município de Ribeirão Preto-SP, sendo utilizada uma colhedora da marca John Deere, modelo 1470. Os indicadores de qualidade avaliados foram: velocidade de deslocamento, rotação do cilindro, rotação do motor, abertura do côncavo, índice de rotação do ventilador, altura de corte, altura da inserção da 1ª vagem, temperatura e teor de água dos grãos, massa de 1000 grãos, perdas totais, perdas na plataforma e perdas dos mecanismos internos. Após a coleta dos dados foi realizada uma correlação de Pearson e em seguida elaboradas cartas de controle com abordagem uni variada e multivariada. As interações entre as variáveis perdas na plataforma x perdas totais e perdas dos mecanismos internos x perdas totais apresentaram as correlações mais fortes no processo de colheita mecanizada de soja. A carta de controle multivariada reduziu a ocorrência do erro tipo 1, refletindo em melhor confiabilidade dos resultados no momento da tomada de decisão.

Palavras-Chave: Cartas Multivariadas; Gráfico de Controle T^2 de *Hotelling*; Gráficos de Controle de Shewhart.

Statistical Control of Multivariate Processes: application in monitoring the operational quality of mechanized soybean harvest

Abstract

The use of statistical methods does not guarantee the solution of all the problems of a process, however, it is a rational, logical and organized way to determine where they exist, their extent and how to solve them. In classical statistical process control, each variable is plotted in separate control charts, whereas multivariate control charts are an alternative to process control, especially when controlling several process factors and several product characteristics combined in a single graph. Therefore, the objective of this work was to use the Statistical Control of Multivariate Processes, through the T^2 control chart of Hotelling to study variables that influence soybean mechanized harvesting. The work was carried out in March 2016, in an agricultural area in the city of Ribeirão Preto-SP, using a John Deere model 1470 harvester. The quality indicators evaluated were: displacement velocity, cylinder rotation, motor rotation, concave opening, fan rotation index, cutting height, 1st pod insertion height, grain temperature and water content, 1000 grain mass, total losses, platform losses and internal mechanisms losses. After the data collection, a Pearson correlation was performed, followed by elaboration of control charts with univariate and multivariate approaches. The interactions between the variables losses in the platform x total losses and losses of the internal mechanisms x total losses presented the strongest correlations in the soybean mechanized harvesting process. The multivariate control card reduced the occurrence of the type 1 error, reflecting in a better reliability of the results at the time of decision making.

Key-Words: Multivariate charts; Hotelling Control Chart T^2 ; Shewhart Control Charts.

Introdução

A utilização de métodos estatísticos não garante a solução de todos os problemas de um processo, porém, é uma maneira racional, lógica e organizada de determinar onde eles existem, sua extensão e a forma de solucioná-los. Essas técnicas são necessárias para determinar se há ocorrência de alguma variação fora do padrão que está sendo monitorado, para determinar mudanças nos parâmetros e identificar fatores que influenciam as características do processo (Ryan, 2011).

A variabilidade é inerente a qualquer característica de qualidade de um produto ou serviço. Os métodos estatísticos desempenham importante papel no esforço da melhoria de qualidade de um produto, pois a variabilidade só pode ser descrita em termos estatísticos. A avaliação de uma característica de qualidade seja esta física, sensorial, ou de orientação temporal, se dá em função de suas especificações (Montgomery, 2013).

Para controlar a qualidade de um produto, Montgomery (2004) diz que é necessária a identificação e a medição das variações ocorridas no processo por meio dos gráficos de controle, que são ferramentas úteis para a avaliação do estado de controle estatístico do processo, pois servem para determinar se as variações que ocorrem são devidas a causas assinaláveis ou aleatórias. A eficácia de um gráfico de controle é medida pela rapidez com que esse dispositivo detecta alterações no processo. Ao iniciar o processo estatístico de controle, o primeiro passo é estabelecer padrões confiáveis e uniformizar medidas.

É importante destacar que um gráfico de controle não permite a identificação de quais são as causas especiais de variação que estão atuando em um processo fora de controle estatístico, mas ele processa e dispõe informações que podem ser utilizadas na identificação destas causas (Werkema, 1995). Sabe-se que as variáveis envolvidas em um processo são, muitas vezes, correlacionadas e que o controle individual dessas variáveis não é o mais indicado. Neste caso, a qualidade depende do efeito comum dessas variáveis, em lugar do efeito de cada variável separadamente. E, assim, fez-se necessário, outro conceito de gráficos de controle que pudesse se ajustar a esse tipo de processo (Jacobi, Souza & Pereira, 2002).

Uma desvantagem dos gráficos de controle de Shewhart é que estes são relativamente insensíveis a pequenas mudanças no processo. No controle

estatístico de processo clássico, cada variável ou característica de qualidade é plotada em gráficos de controle separados, não levando em consideração a relação entre cada uma das variáveis, isto é, assume-se que tais variáveis do processo são independentes e normalmente distribuídas.

Segundo Montgomery (2004), quando existem múltiplos parâmetros do processo que são monitorados simultaneamente, os gráficos de controle, também conhecidos como univariados, não mais devem ser utilizados, pois, as várias características de qualidade podem apresentar correlações entre si, o que prejudica o desempenho destes para sinalizar uma falta de controle do processo. Existem muitos ambientes na agricultura no qual o desempenho do processo é baseado em um conjunto de variáveis relacionadas entre si (Mason & Young 2002). Nesses casos, o uso de uma carta de controle univariada pode não ser apropriado, porque eles só podem monitorar um indicador de qualidade de cada vez e não consideram suas possíveis correções. Procedimentos de controle multivariados, por sua vez, são projetados para monitorar mais de uma variável simultaneamente e consideram a relação entre elas (Bersimis *et al.*, 2007).

Os gráficos de controle multivariados são mais uma alternativa de controle de processo, principalmente quando se quer controlar vários fatores do processo e várias características do produto combinadas em um único gráfico. Diante disso, analisando a colheita mecanizada de soja, na qual diversas variáveis interferem no processo, verifica-se que há a necessidade de agilizar o monitoramento dos processos e obter informações cada vez mais rápidas. Assim, os gráficos de controle multivariados se tornam uma alternativa viável para esse caso, visto que esses gráficos conseguem monitorar simultaneamente várias características de qualidade.

Diante disso, objetivou-se neste trabalho utilizar o controle estatístico de processo multivariado, por meio do gráfico de controle T^2 de Hotelling para estudar variáveis que influenciam a operação de colheita mecanizada de soja.

Material e métodos

O experimento foi realizado em área agrícola do município de Ribeirão Preto - SP, localizada nas proximidades das coordenadas geodésicas: Latitude: 21°10'39" S, Longitude: 47°48'37" W, com altitude média de 546 m.

A colheita foi realizada em março de 2016 utilizando-se uma colhedora John Deere, modelo 1470, ano 2013 com aproximadamente 711 horas motor. A colhedora possui motor John Deere 6,8 L, com potência nominal de 142 kW (193 cv) e estava equipada com plataforma de corte de 6,60 m de largura; sistema de trilha do tipo tangencial; separação por saca-palhas e tanque graneleiro com capacidade de 5500 L. Ao longo da coleta de dado sempre manteve-se o mesmo operador, para diminuir o erro experimental relacionado a mão-de-obra.

O delineamento experimental seguiu os padrões estabelecidos pelo controle estatístico de processo, nos quais os pontos amostrais foram coletados ao longo do tempo (Montgomery, 2009). A cada oito minutos de colheita eram quantificados todos os indicadores de qualidade simultaneamente, totalizando 40 pontos amostrais do final do monitoramento da operação.

As avaliação da qualidade da operação de colheita foram definidas junto a unidade produtora por meio de *brainstorming*, na qual os fatores que mais poderiam influenciar a colheita fossem indicados para análise. Após a troca de informações e conhecimentos, foram indicados pelos gestores e demais funcionários as seguintes variáveis para análise: velocidade de deslocamento; rotação do cilindro; rotação do motor; abertura do côncavo; rotação do ventilador; altura de corte; altura da inserção da 1ª vagem, sendo quantificada por meio de uma régua graduada antes da colheita, temperatura e teor de água dos grãos (foram retiradas em cada ponto amostral 500 gramas de grãos diretamente do tanque graneleiro, em seguida a amostra era colocada no medidor modelo G600 da marca GEHAKA AGRÍ); Massa de 1000 grãos; perdas totais; perdas na plataforma e perdas dos mecanismos internos.

As variáveis relacionadas ao desempenho da máquina (velocidade de deslocamento; rotação do cilindro; rotação do motor; abertura do côncavo; rotação do ventilador), foram coletadas anotando-se os valores provenientes do monitor de coluna frontal, no interior da colhedora, em função do tempo de coleta. Para melhor controle experimental, sempre foi mantido o mesmo avaliador para todas as variáveis quantificadas.

Na determinação das perdas foram utilizadas armações circulares, confeccionadas com aros de 0,25 m², vedados com tela de sombrite assemelhando-se a peneiras, sendo utilizados quatro aros de mesmo tamanho, que juntos totalizam uma área de 1,00 m² (Augsburger, 1992). Os aros foram lançados em pontos pré-determinados, de modo que dois aros ficaram dispostos fora do traçado dos rodados dianteiros da colhedora (esquerda e direita) e dois foram lançados entre os rodados (meio). Foram coletados todos os grãos e vagens presentes na região interna dos aros, após a passagem da colhedora. As perdas dos mecanismos internos foram representadas pelos grãos e vagens encontrados sobre as peneiras; por sua vez, os grãos e vagens encontrados abaixo da peneira foram considerados perdas na plataforma. E por fim, as perdas totais foram calculadas pela somatória das perdas na plataforma e dos mecanismos internos (Augsburger, 1992; Paixão, 2015).

Análises estatísticas

As ferramentas utilizadas para o CEP foram à análise de correlação de Pearson, cartas de controle individuais e de T^2 de *Hotelling*. Essas ferramentas são descritas a seguir.

Análise de correlação de Pearson

Utilizou-se o teste de correlação de Pearson para verificar possíveis correlações entre os indicadores de qualidade avaliados. Para isso, utilizou-se o coeficiente de correlação de Pearson com nível de significância de 5%.

Abordagem univariada: cartas de controle individuais

O modelo de carta de controle utilizado foi “Individual”, que contém um gráfico sequencial correspondendo aos valores individuais amostrados ponto a ponto. Os limites de controle foram estabelecidos considerando-se a variação dos resultados devido a causas não-controladas no processo (causas especiais), tendo sido calculados com base no desvio padrão das variáveis como apresentado nas equações 1 e 2 (Minitab, 2017).

$$\bar{\bar{x}} - \frac{LSC - \bar{\bar{x}}}{3\sigma} \quad (1)$$

$$\bar{\bar{x}} - \frac{LIC - \bar{\bar{x}}}{3\sigma} \quad (2)$$

Em que:

$\bar{\bar{x}}$ = linha média

LSC = limite superior de controle

σ = desvio-padrão

LIC = limite inferior de controle

No programa Minitab[®], quando em uma observação há falha em um dos testes para causas especiais, o ponto é destacado na carta de controle, com o número do respectivo erro. Um ponto falho indica que há variação não aleatória nos resultados, variação que ocorre devido a uma causa especial e, portanto, deve ser investigada (Montgomery, 2009). Quando nenhum ponto é destacado na carta de controle, não há observação falha no processo, ou seja, não existem causas especiais de variação e, conseqüentemente, o processo está sob controle estatístico.

Abordagem multivariada: cartas de controle T^2

O gráfico de controle multivariado utilizado foi o T^2 de *Hotelling* para monitoramento do vetor média do processo. O valor T^2 da estatística representa uma medida da distância de um vetor observação em relação ao vetor média do processo. O valor ideal da estatística T^2 é zero, indicando que o vetor observado está localizado no centro do processo (Hotelling, 1947). A sua utilização é análoga ao gráfico de Shewhart univariado, sendo construído plotando-se valores da estatística T^2 ao longo do tempo dada por:

$$(\bar{x} - \bar{\mu})^T S^{-1} (\bar{x} - \bar{\mu}) \quad (3)$$

Em que:

n = número de observações amostrais;

$\bar{\mu}$ = valor sob controle do vetor médio do processo;

S = matriz de covariância amostral; e

\bar{x} = média amostral da variável.

Os valores T^2 de *Hotelling* consiste em utilizar os gráficos de controle para testar retrospectivamente se o processo estava sob controle quando os primeiros m subgrupos foram extraídos e que objetiva obter um conjunto de dados sob controle para o estabelecimento dos limites de controle do processo. Nesta fase, são determinados o vetor médio do processo e a matriz de covariância, os quais são mantidos fixos junto com os limites de controle.

Os limites de controle para o gráfico de controle T^2 de *Hotelling* são dados pelas equações 4, 5 e 6:

$$\text{LSC} = \bar{\mu} + \sqrt{\frac{m}{m-1} \lambda} \quad (4)$$

$$\text{LIC} = \bar{\mu} - \sqrt{\frac{m}{m-1} \lambda} \quad (5)$$

$$\lambda = \frac{1}{m} \text{tr}(S) \quad (6)$$

Em que:

LSC = limite superior de controle,

ρ = número de variáveis analisadas simultaneamente,

m = número de observações,

LIC = limite inferior de controle.

= valores que representam a distribuição beta;

0,50= valor que representa 50% do quartil da distribuição dos dados; e

LM= linha mediana.

Resultado e discussão

Correlação de Pearson

Na Tabela 1 são apresentados os resultados da correlação de Pearson para os indicadores de qualidade: Rotação do cilindro (RC); Rotação do motor (RM); Abertura do côncavo (ACn); Rotação do ventilador (RV); Velocidade de deslocamento (V); Teor de água dos grãos (TAG); Temperatura dos grãos (TG); Altura da inserção da primeira vagem (AI); Altura de corte (AC); Massa de 1000 grãos (P1000); Perdas na plataforma (PP); Perdas do mecanismo interno (PMI) e Perdas totais (PT). Observa-se a ocorrência de correlação positiva (a 5% de probabilidade) entre as variáveis RC x TAG, RM x RV, ACn x V, PP x PT e PMI x PT, indicando que quando aumenta o valor de uma variável a outra aumenta simultaneamente. Já a correlação entre V x TAG também foi significativa, porém, negativa.

Tabela 1. Coeficiente de correlação de Pearson para as variáveis monitoradas durante a colheita mecanizada de soja.

Variáveis	RC	RM	ACn	RV	V	TAG	TG	AI	AC	P1000	PP	PMI	PT
RM	0,19	-											
ACn	-0,08	-0,35	-										
RV	0,14	0,71 *	-0,11	-									
V	0,09	0,23	0,58 *	0,14	-								
TAG	0,57 *	0,12	-0,12	0,21	-0,57 *	-							
TG	-0,35	-0,22	0,26	-0,18	-0,48	-0,46	-						
AC	0,08	0,01	-0,23	-0,09	-0,15	0,02	-0,16	-					
AI	0,19	0,03	0,00	-0,06	-0,01	-0,13	-0,06	-0,30	-				
P1000	-0,47	-0,13	0,00	-0,18	0,04	-0,08	0,20	-0,09	0,04	-			
PP	-0,33	0,05	0,15	-0,01	-0,04	0,14	0,18	-0,16	-0,24	0,03	-		
PMI	0,01	0,06	0,06	-0,06	0,25	0,47	-0,15	0,12	-0,13	0,04	0,25	-	
PT	-0,20	0,07	0,14	-0,04	0,13	0,38	0,02	-0,03	-0,23	0,04	0,79 *	0,78 *	-

RM – rotação do motor, ACn – abertura do côncavo, RV – rotação do ventilador, V – velocidade, TAG – Teor de água dos grãos, TG – Temperatura dos grãos, AC – altura de corte, AI – altura de inserção da primeira vagem, P1000 – massa de mil grãos, PP – perdas na plataforma, PMI – perdas dos mecanismos internos e PT – Perdas totais.

*Significativo pelo teste F a 5%.

A correlação entre a rotação do cilindro (RC) em associação com o teor de água dos grãos (TAG) retrata que à medida que aumenta o teor de água dos grãos, requer-se o aumento da velocidade tangencial do cilindro, para que a trilha seja realizada com qualidade, despreendendo os grãos das vagens. Por outro lado, o aumento da rotação do ventilador (RV) demanda um incremento da exigência de potência do motor da colhedora, resultando em aumento da rotação do motor (RM), para que essa adequação seja atendida, sem a perda de eficiência dos demais mecanismos da colhedora ao longo da colheita.

A abertura do côncavo (ACn) pode ser aumentada ao longo da colheita, na medida em que aumenta-se o fluxo de material vegetal no interior da colhedora. O aumento do fluxo de material vegetal pode ser ocasionado pelo aumento da velocidade de trabalho (V) da colhedora, associado ao teor de água do material vegetal e pela população final de plantas, situação esta que, se não for devidamente monitorada, pode ocasionar embuchamentos no sistema de trilha.

Neste contexto, Paixão (2015), ao analisar três velocidades de deslocamento de uma colhedora de sementes de soja, observaram que nas menores velocidades as sementes apresentavam maior teor de água, o que demandava maior abertura do côncavo, uma vez que todo material colhido (planta, vagem e sementes) estavam mais úmidos, aumentando a quantidade de massa vegetal colhida, quando comparada com o período de colheita após o almoço, no qual esses materiais estavam mais secos e, conseqüentemente, demandavam menor abertura do côncavo.

Para que o sistema de trilha possa realizar sua função de modo eficaz, a velocidade de trabalho deve ser inversamente proporcional ao teor de água dos grãos, para que assim não ocorra quebra de grãos e danos mecânicos aos grãos. O valor de correlação negativo (TAG x V) retrata que, para menor o teor de água do material vegetal a ser colhido, pode-se aumentar a velocidade de trabalho resultando em potenciais ganhos na capacidade de trabalho da máquina e, concomitantemente, melhor qualidade na trilha.

As perdas na plataforma (PP) e as perdas dos mecanismos internos (PMI) apresentaram altos valores de correlação positiva com as perdas totais (PT), resultando em um incremento das perdas totais em função do aumento das destas.

Isso era de se esperar, uma vez que as perdas totais são formadas pela soma das perdas na plataforma e dos mecanismos internos.

Controle estatístico de processo: Cartas Multivariadas e Cartas de valores individuais

Pela carta de controle multivariada entre os indicadores de qualidade rotação do cilindro e teor de água dos grãos, o processo apresentou estabilidade ao longo da colheita mecanizada de soja, com todos os pontos abaixo do limite superior de controle (Figura 1a). Por outro lado, ao analisarmos as cartas de controle de valores individuais (Figura 1b e 1c), o processo apresentou-se instável, com pelo um ponto acima do limite superior de controle. Ao compararmos os dois modelos de cartas de controle, nota-se que, quando existe correlação entre as variáveis analisadas, o uso da carta de controle multivariada torna-se necessário para maior confiabilidade da análise da colheita, diminuindo a probabilidade de erros do tipo 1 (alarmes falsos).

Nesta situação, se utilizarmos as cartas de valores individuais para análise e interpretação da colheita podemos tomar decisões incorretas, uma vez a quantidade de erros do tipo I aumentam para este modelo de carta de controle. Neste caso, os alarmes falsos indicariam a necessidade de se iniciar correções em busca da melhoria do processo, enquanto que na realidade esta busca não precisaria ser iniciada.

Chen (2010), que estudou cartas de controle multivariadas com o objetivo de diminuir o possível número de alarmes falsos gerados nos gráficos univariados, concluiu que realmente essa técnica multivariada é melhor para o monitoramento de processos correlacionados, fato este que ocorreu para o presente estudo.

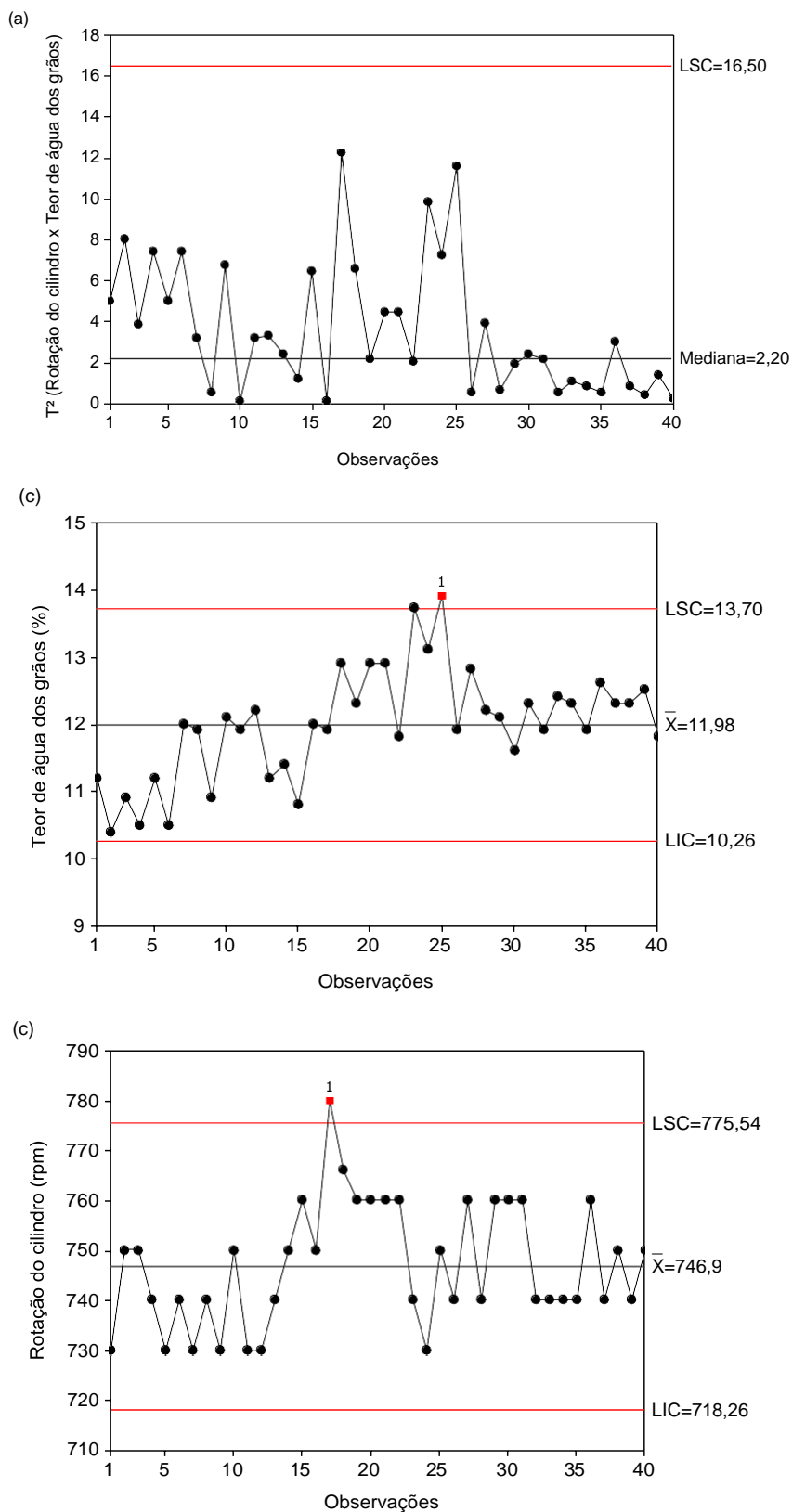


Figura 1. Carta de controle multivariada (a), carta de controle de valores individuais para o teor de água dos grãos (b) e carta de controle de valores individuais para a rotação do cilindro (c) na colheita mecanizada de soja.

Nijhuis *et al.* (1999) também usaram dois tipos de cartas de controle (univariada e multivariada) para expressar os resultados de suas pesquisas com cromatografia gasosa, observando que a carta multivariada do tipo T^2 mostrou-se mais segura, pois apresenta melhores efeitos, mesmo com processos estatisticamente instáveis, pois quando se analisa um processo por longo período de tempo podem ocorrer situações de pontos fora de controle.

A interação entre a rotação do motor e a rotação do ventilador (RM x RV) apresentou um ponto acima do limite superior de controle na carta de controle multivariada (Figura 2a), podendo ser verificada a instabilidade do processo ao longo da colheita.

Ao compararmos as cartas de controle de valores individuais (Figura 2b) do indicador de qualidade rotação do motor (RM) e a carta multivariada, podemos observar que o ponto amostral que tornou o processo instável, para ambas, foi à observação nº1, que certamente apresentou maior peso no momento da matriz de correlação. Baseando-se nessa explicação, constata-se que o indicador de qualidade rotação do motor possui maior influência dentro da análise correlação (maior valor para a observação nº1) quando comparado à carta de valores individuais para a rotação do ventilador (Figura 2b e 2c).

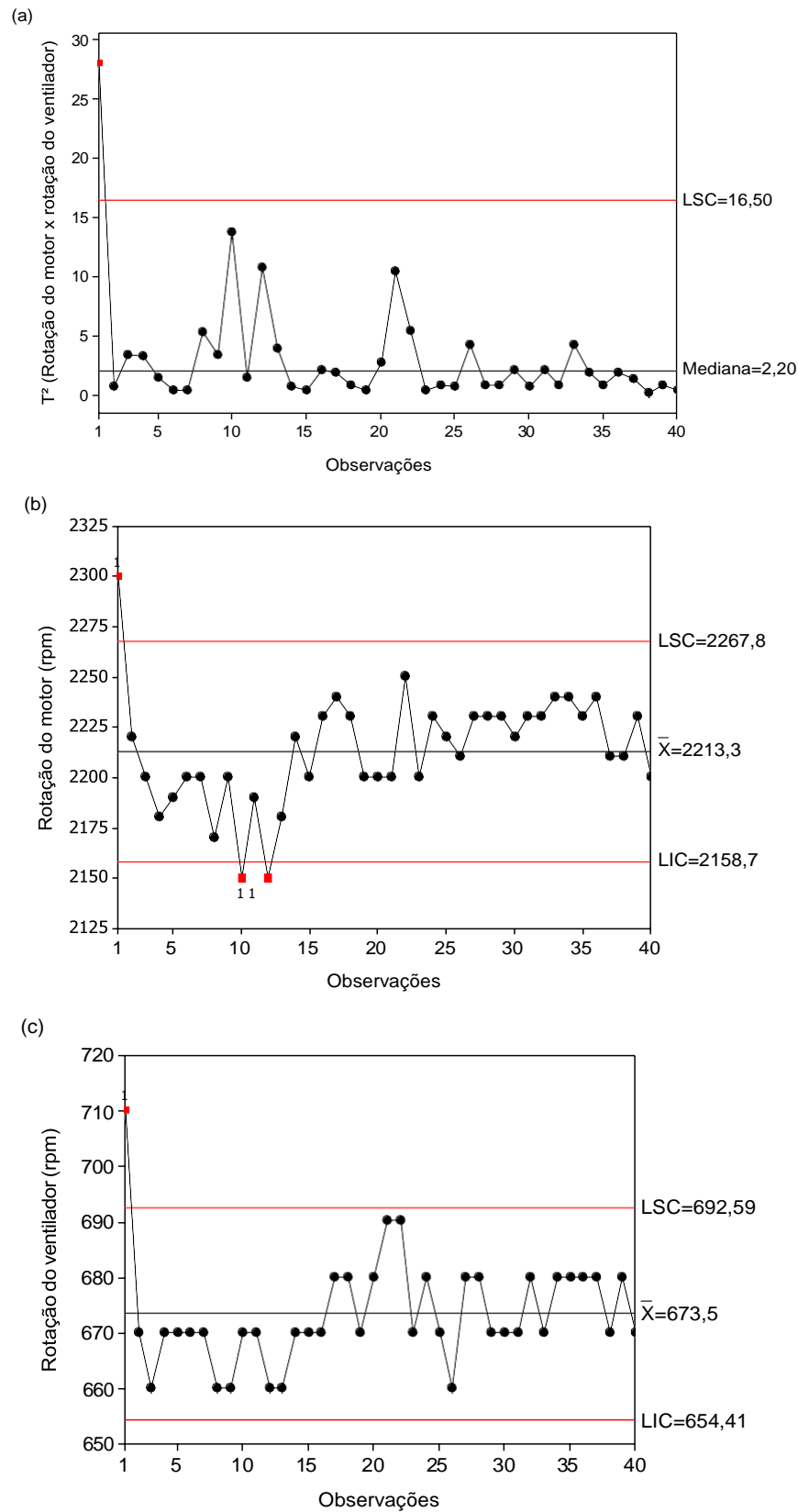


Figura 2. Carta de controle multivariada (a), carta de controle de valores individuais para rotação do motor (b) e carta de controle de valores individuais para a rotação do ventilador (c) na colheita mecanizada de soja.

O excesso de rotação do motor nesse ponto amostral pode resultar em um dispêndio extra no consumo de óleo diesel e, conseqüentemente, pode incrementar os custos de produção da colheita podendo esse ponto ser explicado pelo descuido do operador ao conduzir a máquina (fator mão de obra), uma vez que o fluxo de material vegetal não tinha aumentado em função do menor valor da rotação do ventilador (Figura 2b e 2c) e da menor velocidade de deslocamento empregada neste ponto (Figura 3b).

Observa-se na Figura 3 a interação entre abertura do côncavo e velocidade ($AC_n \times V$), na qual, verifica-se a carta de controle multivariada com vários pontos acima do limite superior de controle, o que resulta na instabilidade desse processo correlacionado. Por outro lado, as cartas de valores individuais também, apresentam comportamento não aleatório no decorrer da colheita, representado pelos vários pontos fora dos limites de controle (Figura 3b e 3c).

Ao analisarmos a carta de controle multivariada para as variáveis correlacionadas, evidencia-se que as observações acima do limite superior de controle, estão associadas às maiores velocidades de trabalho (Figura 3b) e as menores aberturas do côncavo (Figura 3c), situação esta que demonstra que apenas o uso de cartas de valores individuais não representaria a real condição de colheita, e a busca por fatores externos isolados atuantes seria inviável. Este fato, na prática pode resultar em embuchamentos da colhedora durante a colheita em função do maior fluxo de material vegetal para entrar na máquina, em relação ao que será trilhado node correr da operação. Na análise da carta multivariada (Figura 3a) constata-se eu os pontos fora de controle refletem a ocorrência de causas especiais nos pontos 27 a 36, nos quais fica evidente a influência do fator mão de obra, pois o operador aumentou a velocidade de deslocamento (Figura 3b) e reduziu a abertura do côncavo (Figura 3c), atitude não condizente ao esperado em situações de colheita como esta. Ao aumentarmos a velocidade de deslocamento teremos, via de regra, maior taxa de alimentação, o que demandaria possivelmente a ampliação da folga do côncavo. Assim, fica evidente que a adoção das cartas multivariadas pode levar à melhor interpretação sobre a capacidade do processo de colheita mecanizada.

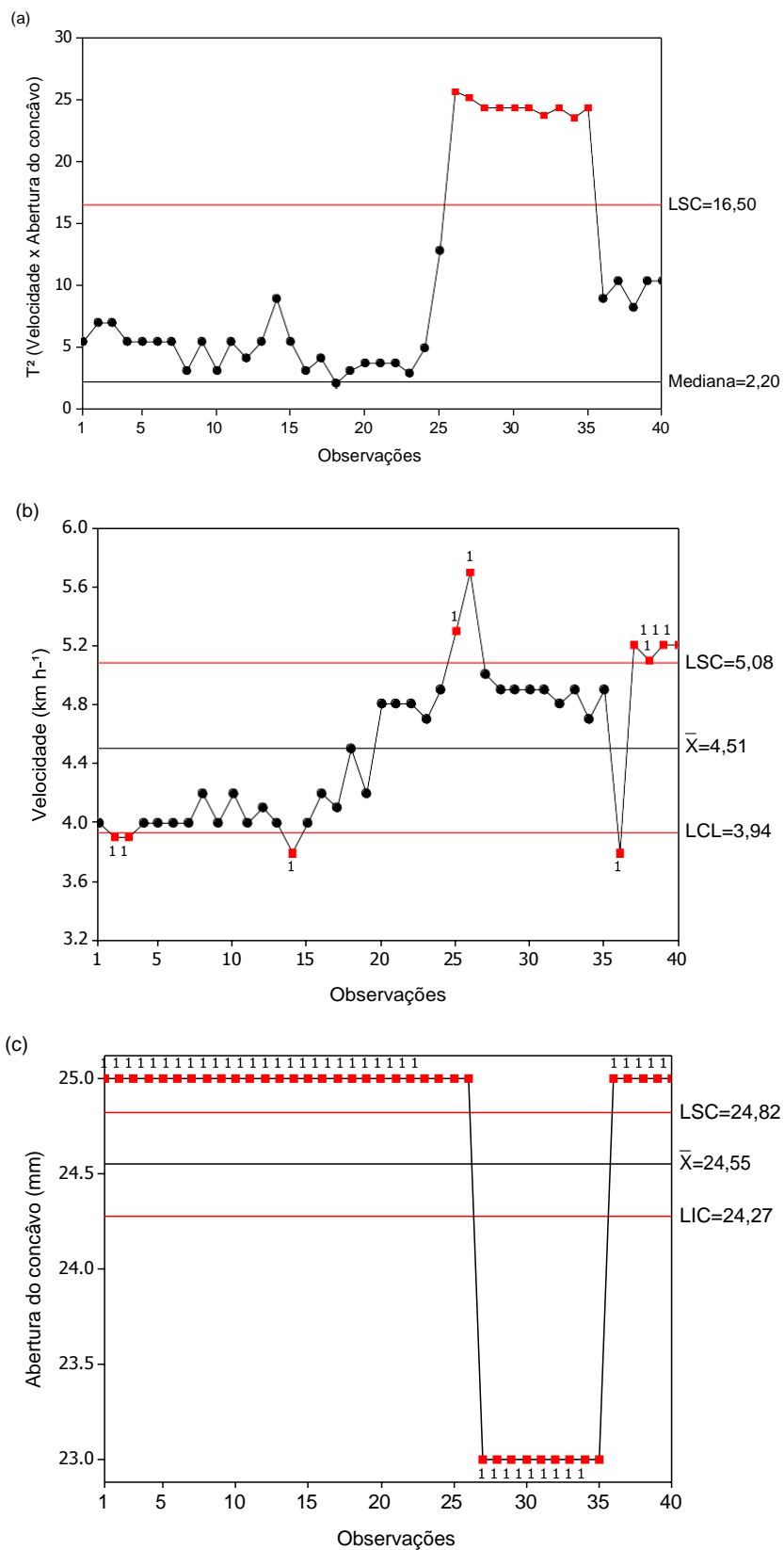


Figura 3. Carta de controle multivariada (a), carta de controle de valores individuais para velocidade de trabalho (b) e carta de controle de valores individuais para a abertura do concâvo (c) na colheita mecanizada de soja.

Neste mesmo sentido Souza & Rigão (2005) estudaram a identificação de variáveis com pontos amostrais fora dos limites de controle, em processos produtivos multivariados, e concluíram que as técnicas multivariadas identificaram as variáveis causadoras de instabilidade do sistema e o período em que o processo esteve fora de controle, tornando-se mais eficiente do que técnicas univariadas.

Ressalta-se ainda que para o processo vir a ser estável, na medida em que aumenta a velocidade de trabalho deve aumentar a abertura do côncavo, em virtude da maior quantidade material vegetal no interior da máquina, sendo esta situação verificada na comparação das últimas quatro observações para ambos os modelos de cartas de controle.

A interação entre a velocidade de trabalho e o teor de água dos grãos ($V \times TAG$), resultou em uma observação acima do limite superior de controle nas cartas multivariadas (Figura 4a), evidenciando a instabilidade do processo de colheita. Ressalta-se ainda que as observações nº 25 e 26, na carta multivariada, representam a correlação existente entre os mesmos pontos amostrais das cartas de valores individuais (Figura 4b e 4c) para a velocidade de trabalho e teor de água dos grãos, fato este que levou o processo a ser instável em todos os modelos de cartas de controle. No presente caso a ocorrência de causas especiais pode ser creditada aos fatores mão de obra (aumento pontual da velocidade de deslocamento) e meio ambiente (teor de água das vagens).

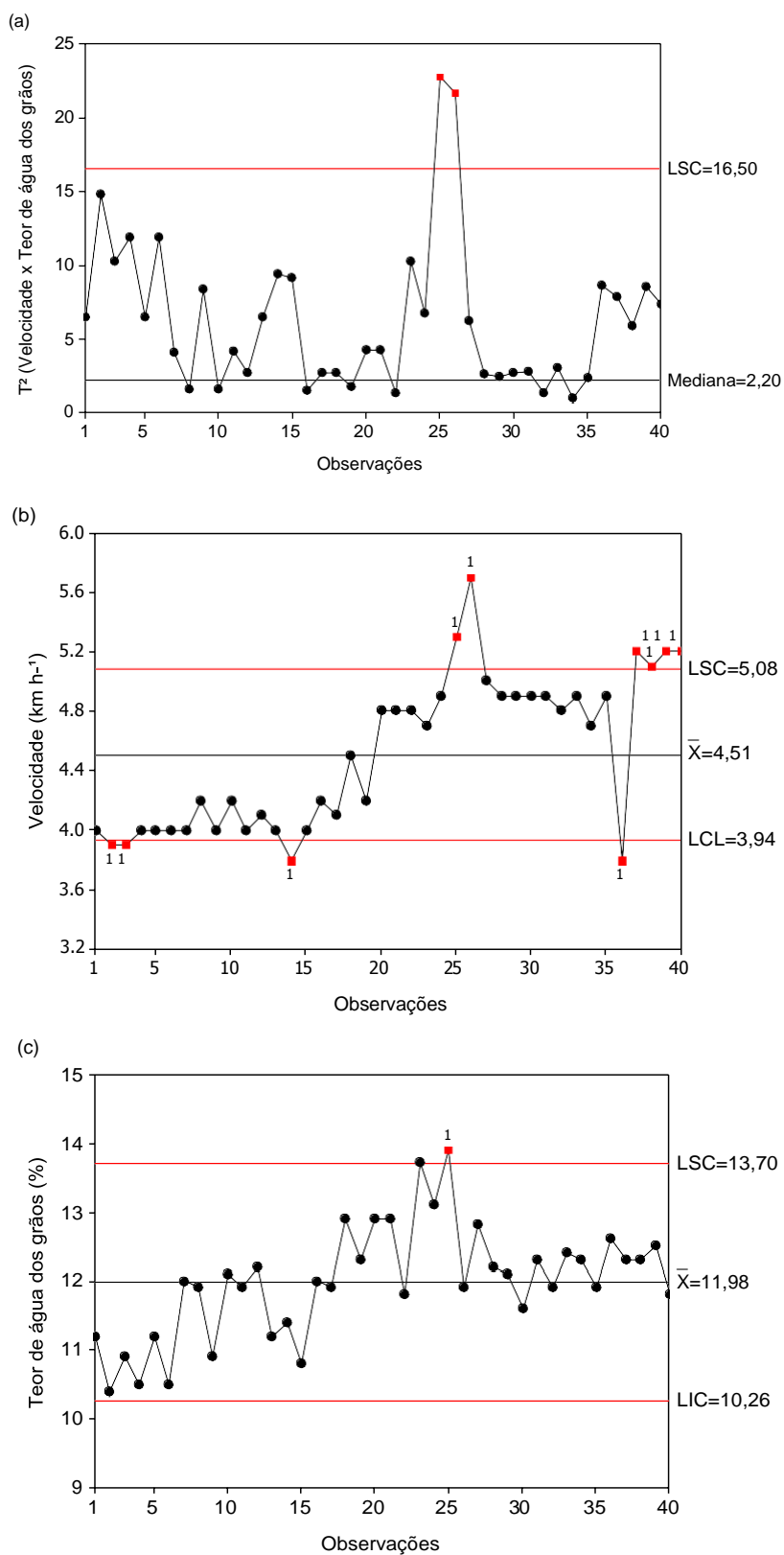


Figura 4. Carta de controle multivariada (a), carta de controle de valores individuais para velocidade de trabalho (b) e carta de controle de valores individuais para o teor de água dos grãos (c) na colheita mecanizada de soja.

Aumentando-se a velocidade de trabalho, quando o teor de água dos grãos está elevado, pode levar à ocorrência de potenciais embuchamentos nos sistemas de alimentação e trilha da colhedora, fazendo com que a qualidade da operação diminua ao longo da colheita, sendo esta situação verificada nas cartas de controle, em ambas, entre as observações nº 25 e 26.

Por outro lado, ao se analisar as observações nº 16 a 24 na carta de controle multivariada, verifica-se um valor baixo T^2 *Hottelling*, condição esta que retrata baixa correlação entre essas sequencias de dados, independentemente do que representam as cartas de valores individuais, nas quais esses pontos amostrais são crescentes para os dois indicadores de qualidade (Figuras 4b e 4c). Em uma situação como essa, fica difícil dizer o fator que mais afeta a qualidade de colheita, uma vez que o teor de água também possui influência com a população final de plantas na área, condições climáticas no momento da colheita, horário de colheita, dentre outros. Portanto, a melhor tomada de decisão é dar credibilidade na carta de controle multivariada, e criar planos de melhorias para adequação destas variáveis correlacionadas.

Pan (2007) estudou cartas de controle multivariadas usando a estatística T^2 de *Hotelling* para avaliar várias características correlacionadas, como no presente trabalho. Essas cartas de controle possibilitaram detectar uma mudança de processo e prevenir a ocorrência de defeitos pela identificação e eliminação de causas atribuíveis de variação.

Se os dados incluem variáveis correlacionadas, o uso de gráficos de controle univariados separadamente pode gerar uma falsa expectativa dos valores porque as variáveis conjuntamente afetam o processo, ou seja, existe uma situação multivariada e dessa forma pode ocorrer erro tipo I (probabilidade de pontos de plotagem estarem fora de controle e com valores incorretos) (Montgomery, 2009).

As interações entre as perdas nas plataformas e as perdas totais resultaram na instabilidade do processo de colheita mecanizada de soja na carta de controle multivariada (Figura 5a). Observa-se que apenas a observação amostral nº 25, apresentou valor superior ao limite superior de controle, reduzindo-se assim a probabilidade do erro tipo 1.

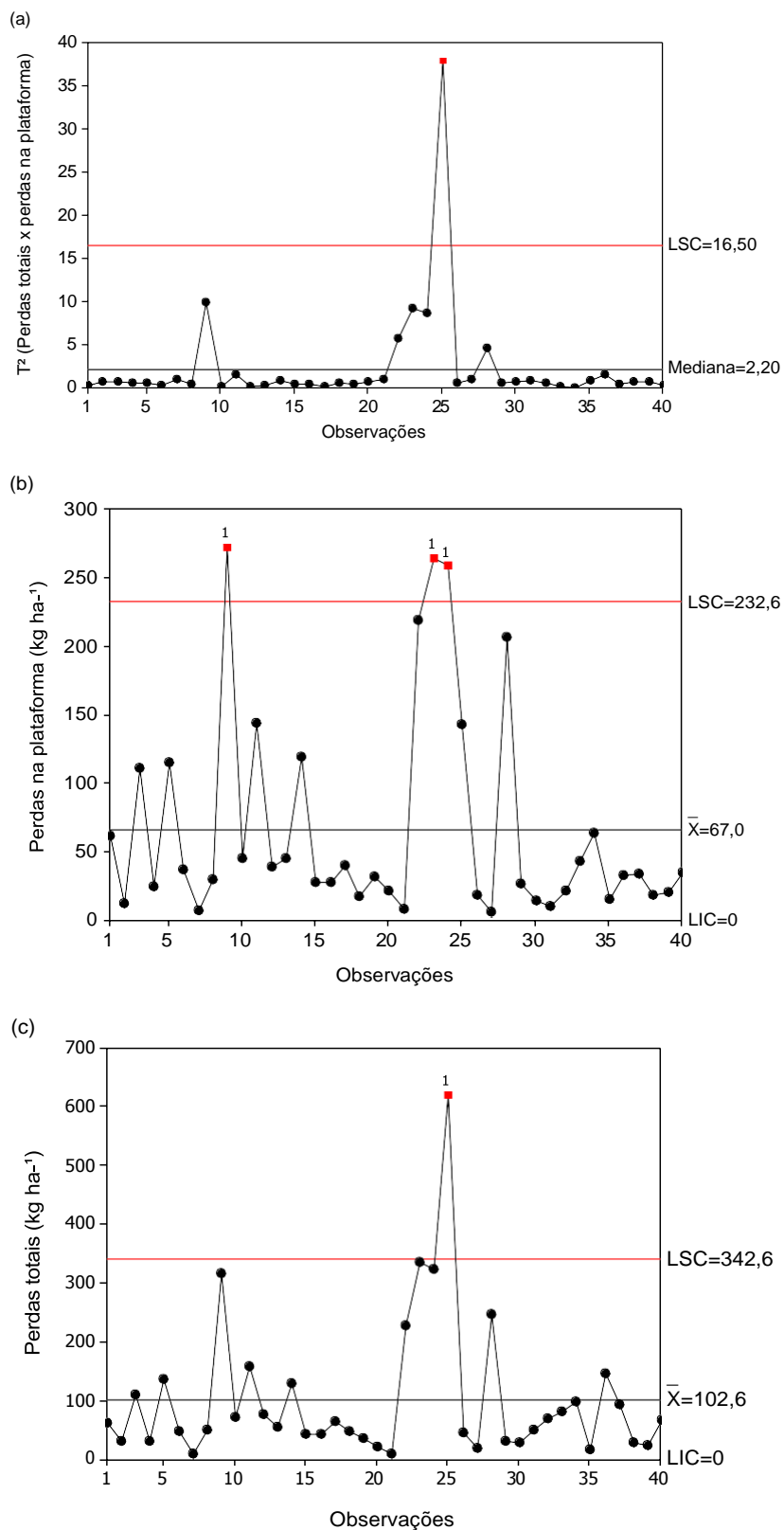
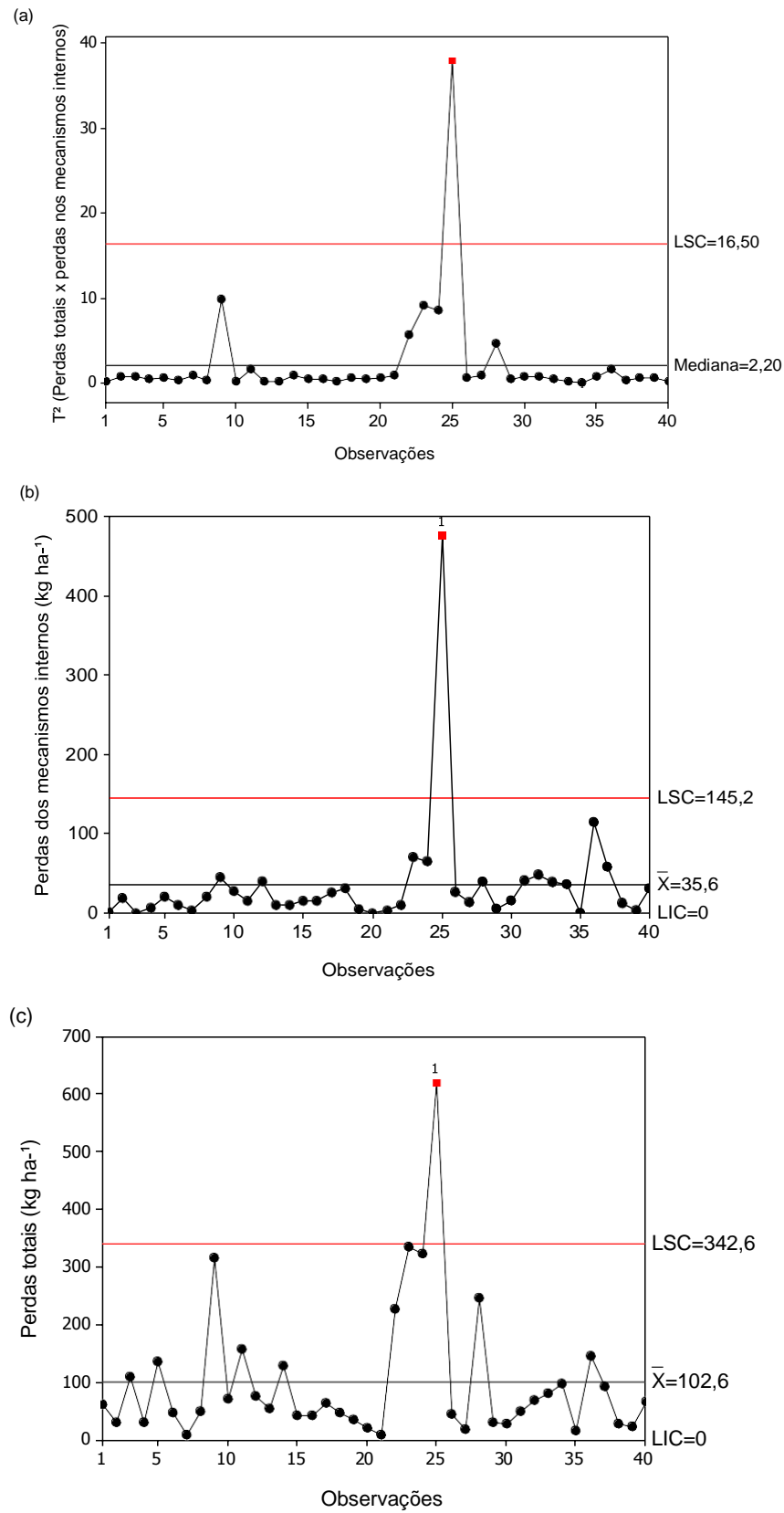


Figura 5. Carta de controle multivariada (a), carta de controle de valores individuais para as perdas na plataforma (b) e carta de controle de valores individuais para as perdas totais (c) na colheita mecanizada de soja.

Por outro lado, a carta de valores individuais para as perdas na plataforma (Figura 5b) e perdas totais (Figura 5c) também apresentaram a instabilidade do processo nas observações [(nº 9, 23 e 24) e (nº 25), respectivamente], com valores acima do limite superior de controle. Ao observarmos as cartas de controle para variáveis correlacionadas (multivariada) e as de perdas totais, apenas a observação nº 25, acima do limite superior de controle, resultando que as perdas totais nesse local amostral apresentaram maior significância no momento na construção da matriz de correlação. Nessa situação, as perdas na plataforma não foram relevantes isoladamente para tornar o processo instável (apesar de fazer parte para o montante das perdas totais) e se analisadas isoladas para tomadas de decisões estas poderiam ser equivocadas (erro tipo 1), sendo que esta situação se explica em virtude de o mesmo valor amostral na Figura 5b, estar abaixo do limite superior de controle. Segundo Portella (2001), é na plataforma de colheita onde ocorrem as maiores perdas, pois podem ocorrer fora da plataforma e grãos debulhados devido ao impacto da colhedora na planta.

As perdas totais em associação com as perdas dos mecanismos internos (carta de controle multivariada) apresentaram causas não aleatórias durante a colheita mecanizada de soja, resultando na instabilidade do processo (Figura 6a) com uma observação acima do limite superior de controle (Observação nº 25). Por outro lado, as cartas de valores individuais (Figura 6b e 6c) também apresentaram instabilidade do processo, com um único ponto acima do limite superior de controle (observação nº 25).

Pode-se observar ainda que, as perdas nos mecanismos internos (PMI) possuem certa similaridade com a disposição dos pontos amostrais quando comparada com as perdas totais, em virtude da PMI ser parte da composição das perdas totais, podendo neste caso ser a variável que menos possui peso para retratar o comportamento da quantidade do total perdido a campo, em relação as perdas na plataforma (Figura 6b).



Conclusão

As interações entre as variáveis perdas na plataforma x perdas totais e perdas dos mecanismos internos x perdas totais apresentaram os maiores valores do coeficiente de correlações durante o processo de colheita mecanizada de soja.

As cartas de controle multivariadas foram mais eficazes para determinar a não aleatoriedade no monitoramento de processo com variáveis correlacionadas.

A carta de controle multivariada reduziu a ocorrência do erro tipo 1, refletindo em melhor confiabilidade dos resultados no momento da tomada de decisão.

Todos os modelos de cartas de controles apresentaram pelo menos um ponto que extrapolam os limites de controle para as variáveis analisadas, resultando na instabilidade do processo.

Referências

Augsburger HKM. 1992. Determinación de perdidas en la cosecha de granos. INIA, Montevideo URU. 63pp

Bersimis S, Psarakis S, Panaretos J. 2006. Control charts: An overview. *Quality and Reliability Engineering International* 23: 517-43.

Chen T. 2010. On reducing false alarms in multivariate statistical process control. *Chemical Engineering Research and Design* 88:430-436.

Hotelling, H. (1947). *Multivariate Quality Control*. Em *Techniques of Statistical Analysis*, editado por Eisenhart, Hastay & Wallis. New York: McGraw-Hill.

Jacobi LF, Souza AM, Pereira JES. 2002. Gráfico de controle de regressão aplicado na monitoração de processos. *Revista Produção* 12(1): 46-59.

Mason R.L. y Joung J.C. 2002. Multivariate statistical process control with industrial applications. Society for industrial and applied mathematics american statistical association, Philadelphia, PA. 5pp.

MINITAB. 2007. MINITAB Release 16: Meet MINITAB 16. MINITAB StatGuide; MINITAB Help. [S.I.]: Minitab.

Montgomery DC. 2004. Introdução ao controle estatístico de qualidade. 4.ed. Rio de Janeiro: LTC; 2004. p.220-48.

Montgomery DC, 2009. Control charts for variables. Introduction to statistical quality control. 6 (1):226-268.

Montgomery, D. C. 2013. Introdução ao Controle Estatístico de Qualidade. 4a. ed. Rio de Janeiro: LTC.

Nijhuis A, Jong S, Vandeginste BGM. 1999. The application of multivariate quality control in gas chromatography. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems 47: 107-125.

Paixão CSS. 2015. Tempos, movimentos e qualidade da operação de colheita mecanizada de soja em função do formato dos talhões. Dissertação de mestrado. Universidade Estadual Paulista, Jaboticabal, Brasil. 149pp.

Pan JNA. 2007. Study of multivariate pré-control charts. Int. J. Production Economics 105:160-170.

Portella JA. 2001. Colheita de grãos mecanizada – implementos, manutenção e regulagem. Aprenda Fácil. Viçosa, BR. 190 pp.

Ryan, T. P. Statistical Methods for Quality Improvement. 3rd. ed. Hoboken-NJ: John Wiley & Sons, 2011.

Souza AM, Rigão MH. 2005. Identificação de variáveis for a de controle em processos produtivos multivariados. Revista Produção 15(1): 74-86.

Werkema MCC. Ferramentas estatísticas básicas para o gerenciamento de processos. Belo Horizonte: Fundação Christiano Ottoni, Escola de Engenharia da UFMG; 1995. v.2, p.197 -284

Considerações Finais

É fundamental melhorar os processos de coletas de dados para conseguir o melhor desempenho operacional da colhedora e, acima de tudo, melhorar toda a estrutura de planejamento para a colheita de soja. A adoção de técnicas de medição e monitoramento de processos visa conhecer as variáveis de cada processo crítico e a forma de como os resultados destes impactam na minimização das perdas de grãos durante a operação.

A análise de componentes principais fornece as ferramentas adequadas para identificar as variáveis mais importantes durante toda a operação dentre todas as monitoradas, indicando assim o caminho para iniciar o controle dos processos agrícolas buscando diminuir a variabilidade inerente à colheita de soja e manter os padrões e/ou metas estabelecidos pelas unidades produtoras.

Com o avanço tecnológico, os períodos entre as amostragens se tornaram mais curtos devido à busca por altas produtividades, desencadeando um problema no Controle Estatístico de Processos: a autocorrelação. Assim, a suposição de independência entre as unidades amostrais do processo, no que se refere à característica de qualidade avaliada, já não pode ser satisfeita quando as cartas de controle tradicionais são utilizadas. Como consequência, há um aumento na ocorrência de alarmes falsos quando a autocorrelação é desprezada.

É de grande interesse que existam cartas de controle eficientes em detectar rapidamente a falta de controle do processo, assim como ter uma baixa frequência de alarmes falsos. As cartas de controle multivariadas foram mais eficazes para determinar a não aleatoriedade no monitoramento de um processo agrícola com variáveis correlacionadas, refletindo em melhor confiabilidade dos resultados no momento da tomada de decisão.