

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ECONOMIA DE SÃO PAULO

RENE SCHMIDT

**MODELAGEM PARA APOIO AO PLANEJAMENTO DAS OPERAÇÕES DE
COLHEITA MECANIZADA NO SETOR SUCROENERGÉTICO**

São Paulo

2021

RENE SCHMIDT

**MODELAGEM PARA APOIO AO PLANEJAMENTO DAS OPERAÇÕES DE
COLHEITA MECANIZADA NO SETOR SUCROENERGÉTICO**

Dissertação apresentada à Escola de
Economia de São Paulo da Fundação
Getúlio Vargas, como requisito para
obtenção do título de Mestre em
Agronegócio.

Campo de conhecimento: Economia e
Gestão do Agronegócio

Orientador: Prof. Dr. Luciano Rodrigues

São Paulo

2021

Schmidt, Rene.

Modelagem para apoio ao planejamento das operações de colheita mecanizada no setor sucroenergético / Rene Schmidt. - 2021.
138 f.

Orientador: Luciano Rodrigues.

Dissertação (mestrado profissional MPAGRO) – Fundação Getulio Vargas, Escola de Economia de São Paulo.

1. Cana-de-açúcar - Colheita - Aspectos tecnológicos. 2. Planejamento estratégico. 3. Agroindústria canavieira. I. Rodrigues, Luciano. II. Dissertação (mestrado profissional MPAGRO) – Escola de Economia de São Paulo. III. Fundação Getulio Vargas. IV. Título.

CDU 633.61

RENE SCHMIDT

**MODELAGEM PARA APOIO AO PLANEJAMENTO DAS OPERAÇÕES DE
COLHEITA MECANIZADA NO SETOR SUCROENERGÉTICO**

Dissertação apresentada à Escola de
Economia de São Paulo da Fundação
Getúlio Vargas, como requisito para
obtenção do título de Mestre em
Agronegócio.

Campo de conhecimento: Economia e
Gestão do Agronegócio

Data de aprovação: 03/03/2021

Banca examinadora:

Prof. Dr. Luciano Rodrigues (Orientador)
FGV-EESP

Prof. Dr. Felipe Cauê Serigati
FGV-EESP

Prof. Dr. Carlos Eduardo Osório Xavier
UFSCar

AGRADECIMENTOS

À Jéssica Pereira de Godoy pelo apoio, carinho, paciência, dedicação e principalmente pelo tempo e coisas que abriu mão para que eu possa realizar este curso.

Aos meus pais e minha irmã, Carlos Alberto Schmidt, Nanci Ramos Schmidt e Sophia Schmidt, pelos conselhos, ajudas e carinho que sempre me deram.

Ao Prof. Dr. Luciano Rodrigues, pela orientação, dedicação, disponibilidade, ajuda e transferência de conhecimentos durante a elaboração deste trabalho.

Aos membros da banca Prof. Dr. Felipe C. Serigati e Prof. Dr. Carlos E. O. Xavier por aceitarem contribuir para melhorar este trabalho com sugestões, correções e críticas.

A todos os colegas da turma doze do MP Agro pela convivência agradável e prazerosa e pela troca de experiências de vida e profissionais.

Ao Alexandre de Angelis pelo acompanhamento durante todo o curso e ajuda nos momentos mais difíceis.

À Usina Baldin Bioenergia S.A. por disponibilizar os recursos e informações para a realização deste trabalho e, especialmente, à equipe da área agrícola da empresa, que me apoiou e proporcionou o tempo livre necessário.

“Gerenciamento é substituir músculos por pensamentos, folclore e superstição por conhecimento, e força por cooperação.”

Peter Drucker

RESUMO

Diante da importância da indústria sucroenergética no contexto nacional e internacional, do avanço e consolidação da colheita mecanizada no setor e da importância dessa operação nos custos de produção da cultura, no presente estudo se buscou desenvolver um modelo matemático de otimização para dimensionar a frota das usinas e identificar a melhor estratégia de alocação das máquinas de forma a garantir o suprimento regular de matéria-prima na indústria com o mínimo custo de operação. Para tanto, foi realizado um estudo de caso e desenvolvido um *software* dedicado para o propósito. O modelo estruturado representou adequadamente o sistema mecanizado de colheita de cana-de-açúcar, podendo ser utilizado na gestão da atividade para a avaliação de cenários, direcionamento de orçamentos e acompanhamentos gerenciais. Os resultados obtidos indicaram benefícios quantitativos e qualitativos à empresa, contribuindo para a construção de vantagens econômicas, socioambientais, tributárias e operacionais.

Palavras-chave: Cana-de-Açúcar; Colheita mecanizada; Economia; Planejamento Estratégico; Pesquisa Operacional.

ABSTRACT

In view of the importance of the sugarcane industry in the national and international context, the advance and consolidation of mechanized harvesting in the sector and the relevance of this operation in the production costs of the crop, the present study aimed to develop a mathematical optimization model to scale the plant fleet and to identify the best strategy for allocating the machines in order to guarantee the regular supply of raw materials with the minimum operating cost. A case study was carried out and dedicated software was developed for the purpose. The structured model adequately represented the mechanized sugarcane harvesting system and can be used in the management of the activity for the assessment of scenarios, targeting budgets and management follow-ups. The results obtained allow benefits to the company, contributing to the construction of economic, socio-environmental, tax and operational advantages.

Keywords: Sugarcane; Mechanized harvesting; Economics; Strategic Planning; Operational Research.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Plano de safra detalhado.	72
Tabela 2. Cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de corte.	73
Tabela 3. Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.	75

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Volume percentual de cana-de-açúcar processada em cada região do Brasil no ano-safra 2019-2020.	13
Figura 2. Principais países importadores do açúcar brasileiro em 2019.	14
Figura 3. Principais países importadores do etanol brasileiro em 2019.	15
Figura 4. Volume percentual do tipo de colheita do ano-safra 2007-2008 até 2019-2020.	16
Figura 5. Comparativo entre modelo determinístico e modelo estocástico.	26
Figura 6. Modelo geral de processos.	28
Figura 7. Relação entre o espaço de solução e o espaço das funções objetivo.	32
Figura 8. Tipos de eficiência.	33
Figura 9. Métricas de desempenho em algoritmos.	35
Figura 10. Exemplificação das diferenças entre acurácia e precisão.	36
Figura 11. Localização de Pirassununga em São Paulo.	44
Figura 12. Local do projeto e unidades concorrentes mais próximas.	45
Figura 13. Vista aérea da Baldin Bioenergia.	45
Figura 14. Sistema mecanizado de colheita de cana-de-açúcar.	46
Figura 15. Fluxograma para o dimensionamento operacional e econômico de sistemas mecanizados agrícolas.	47
Figura 16. <i>Inputs</i> e <i>outputs</i> para dados gerenciais.	49
Figura 17. <i>Inputs</i> e <i>outputs</i> para operação de corte.	49
Figura 18. Resumo dos <i>outputs</i> do algoritmo desenvolvido em Excel®.	50
Figura 19. Fluxograma de uso para aplicação do R Markdown.	51
Figura 20. Índice de colheitabilidade.	70
Figura 21. Velocidade em operações produtivas.	70
Figura 22. A - Fronteira de Pareto para seleção do plano de safra. / B - Número de equipamentos para as operações de CTT (Corte = Colhedora, Transbordamento = VT = Veículo Transbordo e Transporte = B&V pátio = Caminhões com sistema bate e volta apenas no pátio de descarregamento).	71
Figura 23. Resumo gráfico das informações listadas na Tabela 1.	73
Figura 24. <i>Dashboard</i> de cenários comparativos quanto ao valor dimensionado.	74
Figura 25. <i>Dashboard</i> de desempenho operacional.	74
Figura 26. <i>Dashboard</i> de desempenho econômico.	75

Figura 27. <i>Dashboard</i> descritivo dos custos operacionais das operações avaliadas.....	76
Figura 28. Rendimento em tonelada por dia efetivo (safra 2016/17).....	77
Figura 29. Consumo médio de combustível em litros por tonelada (safra 2016/17).....	78
Figura 30. Correção pelo IPCA (IBGE) dos custos operacionais do corte.	80
Figura 31. Correção pelo IPCA (IBGE) dos custos operacionais de transbordamento..	81

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	12
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	18
2.1. Modelagem matemática de otimização	18
2.1.1. Modelos de otimização para o setor sucroenergético.....	20
2.1.2. Modelos de otimização sob incerteza.....	25
2.1.3. Otimização multiobjetivo	31
2.1.4. Erro Quadrático Médio Multivariado	35
2.2. Desempenho organizacional.....	38
3. METODOLOGIA	44
3.1. Estudo de caso	44
3.1.1. Baldin Bionenergia.....	44
3.2. Dimensionamento	46
3.2.1. Dimensionamento operacional	53
3.2.1.1. Corte	56
3.2.1.2. Transbordamento	57
3.2.1.3. Transporte.....	59
3.2.1.4. Operadores.....	61
3.2.2. Dimensionamento econômico	62
3.2.2.1. Custo fixo	64
3.2.2.2. Custo variável.....	66
3.3. Verificação e validação	68
4. RESULTADOS E DISCUSSÕES	69
4.1. AgroCTT 4.0 – detalhamento do plano de colheita ótimo	69
4.2. Impacto dos resultados do modelo nos indicadores operacionais da empresa.....	77
4.2.1. Corte	77
4.2.2. Transbordamento	79
4.3. Indicadores financeiros.....	79
4.3.1. Corte	80
4.3.2. Transbordamento	80

5. CONCLUSÕES	82
6. REFERÊNCIAS.....	83
ANEXO A – Termo de autorização e compromisso para uso de informações	94
ANEXO B – AgroCTT 4.0.....	95
ANEXO C – Sumário de produção das colhedoras (safra 2017/18).....	125
ANEXO D – ATA DE REUNIÃO nº 01/2018	126
ANEXO E – Consumo de combustível – Colhedoras (safra 2016/17)	127
ANEXO F – Consumo de combustível – Colhedoras (safra 2017/18).....	128
ANEXO G – Consumo de combustível – Colhedoras (safra 2018/19).....	129
ANEXO H – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2016/17).....	130
ANEXO I – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2017/18).....	131
ANEXO J – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2018/19).....	132
ANEXO K – Demonstrativo de valores – Corte (safra 2016/17).....	133
ANEXO L – Demonstrativo de valores – Corte (safra 2017/18)	134
ANEXO M – Demonstrativo de valores – Transbordamento (safra 2016/17).....	135
ANEXO N – Demonstrativo de valores – Transbordamento (safra 2017/18)	136

1. INTRODUÇÃO

No início do ano-safra 2020-2021, a indústria da cana-de-açúcar estava presente em mais de 1200 cidades brasileiras, com 70 mil fornecedores de cana de açúcar e um total de 2,3 milhões de empregos diretos e indiretos (UNICA, 2020). O setor conta com 386 unidades na relação de instituições cadastradas no departamento de cana-de-açúcar e agroenergia no Sistema de Acompanhamento da Produção Canavieira (SAPCANA) do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA), correspondendo a 129 unidades produtoras de etanol, 19 unidades produtoras de açúcar, 223 unidades com capacidade de produção mista (etanol e açúcar) e 20 unidades sem lançamento sobre o tipo de produção (SAPCANA, 2020).

Essa estrutura produtiva fica concentrada em duas principais regiões do país, localizadas ao longo do litoral nordestino e nos estados do Sudeste ao redor do estado de São Paulo, classificadas como região Norte-Nordeste e região Centro-Sul, respectivamente.

Apesar de, historicamente, a indústria deste setor ter se estabelecido em um primeiro momento no Nordeste brasileiro, no ano-safra 2019-2020 as empresas da região foram responsáveis por apenas 8,1% do total de matéria prima processada, competindo a região Centro-Sul os 91,9% remanescentes da produção (Figura 1). O estado de São Paulo se destaca como maior produtor do país, com 53,5% do total de cana de açúcar processada no período ou 58,1% do total da região Centro-Sul (UNICADATA, 2020).

No tocante ao valor bruto da produção agropecuária, a cana-de-açúcar foi responsável por 36,1% (R\$ 29,98 bilhões) da produção total paulista, configurando-se como a principal atividade econômica de sua agricultura no Estado (SILVA, 2019). Além disso, o setor representou 26,89% (US\$ 4,07 bilhões) das exportações de São Paulo (ANGELO, 2020), cooperando em destacar o Brasil como o maior produtor de cana-de-açúcar e de açúcar do mundo, além de ser o segundo maior produtor de etanol (NACHILUK, 2020).

Entre os inúmeros fatores de destaque do Estado de São Paulo, podemos destacar as condições edafoclimáticas vigentes que são propícias ao desenvolvimento dos canaviais (PEREIRA, 2015). Elas incorporam, principalmente, a apropriada distribuição das chuvas ao longo do ciclo da cultura. Durante a fase de crescimento vegetativo e desenvolvimento dos colmos, a planta requer água e temperatura elevada, posteriormente, no processo de maturação, o estresse hídrico induz o acúmulo de açúcares (LUCCA, 2020).

No total, durante o ano-safra 2019-2020, a produção industrial foi de 642,7 milhões de toneladas de cana-de-açúcar, que foram utilizadas como matéria prima para produzir 29,6 milhões de toneladas de açúcar, 10,9 milhões de metros cúbicos (m³) de etanol anidro, 24,7 milhões de m³ de etanol hidratado (35,6 milhões de m³ de etanol total) e bioeletricidade (UNICADATA, 2020).

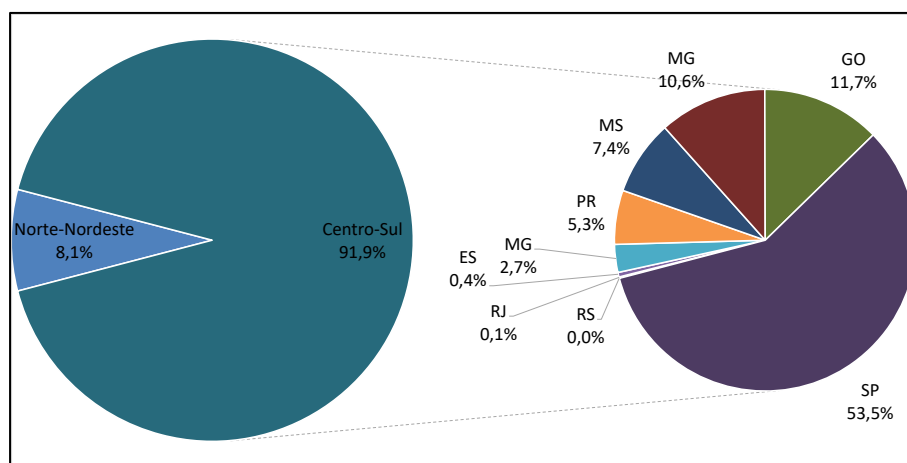


Figura 1. Volume percentual de cana-de-açúcar processada em cada região do Brasil no ano-safra 2019-2020.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados disponíveis em UNICADATA (2020).

Destes volumes, em 2019 o Brasil exportou 18 milhões de toneladas de açúcar, valor 17,4% inferior ao total exportado em 2018, sendo que 14,1 milhões de toneladas (US\$ 5,25 bilhões/FOB) foram embarcados no porto de Santos (Figura 2). Os principais destinos foram Argélia, Bangladesh, Arábia Saudita, China, Iraque, Índia, Marrocos, Emirados Árabes e Egito (MAPA, 2020).

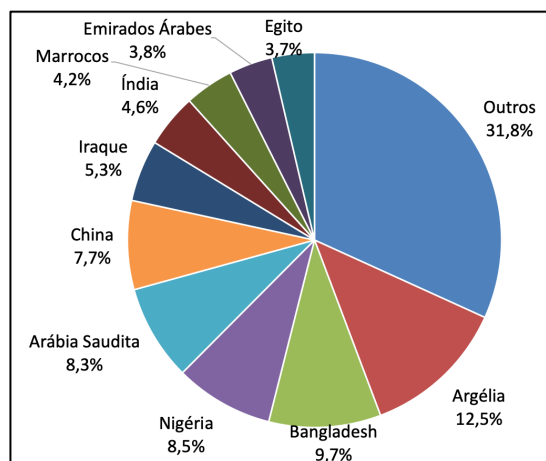


Figura 2. Principais países importadores do açúcar brasileiro em 2019.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados disponíveis pelo Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA, 2020).

Quanto ao etanol, dados da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP) apontam que, em 2019, a venda pelas distribuidoras de etanol hidratado dos derivados combustíveis de petróleo no país, foram de 22,5 milhões de m³, enquanto no Estado de São Paulo, esse valor foi de 11,7 milhões de m³, representando 52% do total consumido (ANP, 2020).

No que diz respeito a exportação do biocombustível, em 2019 o país exportou 1,9 milhões de m³, valor 13,8% maior se comparado a 2018, sendo que do total exportado, 1,6 milhões de m³ de etanol foram embarcados no porto de Santos. Os principais destinos foram Estados Unidos, Coreia do Sul, Países Baixos (Holanda), Japão e Nigéria (Figura 3).

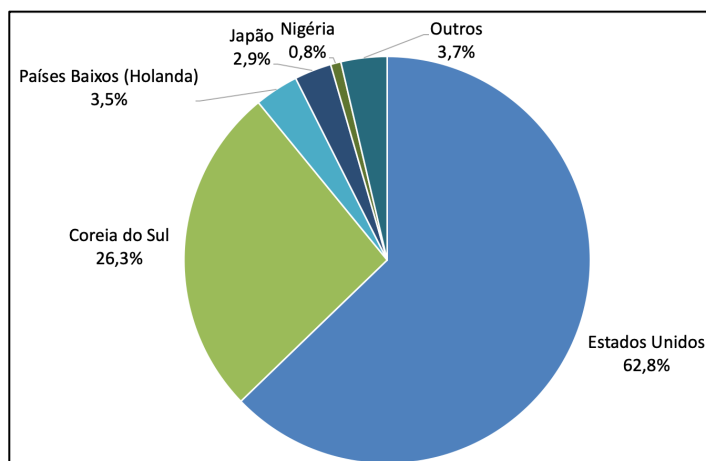


Figura 3. Principais países importadores do etanol brasileiro em 2019.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados disponíveis pelo Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA, 2020).

No final da primeira década deste século, a indústria canavieira começou a se tornar alvo de ataques e acusações de *stakeholders* externos, com opositores que argumentavam que o etanol era uma atratividade econômica frente à gasolina, mas devastava florestas nativas, empregava mão de obra similar ao trabalho escravo e era responsável pela inflação dos preços dos alimentos (CHADDAD, 2017).

Nesse contexto, em junho de 2007, foi assinado o Protocolo Verde pela UNICA, pelo governador de São Paulo e pelos secretários da Agricultura e Meio Ambiente do estado para promover práticas ambientais sustentáveis na produção e no processamento da cana-de-açúcar. Esse protocolo estabeleceu uma série de diretrizes a serem seguidas de maneira voluntária pelos produtores que buscavam a elegibilidade para o Certificado de Conformidade Ambiental. Essas diretrizes constituíram em práticas relacionadas com a conservação do solo e da água, à proteção da vegetação ripária, à redução da emissão dos gases de efeito estufa e ao uso responsável de pesticidas. Apesar da extensão do protocolo, Chaddad (2017) destaca que a derivativa mais importante foi a introdução da mecanização da colheita de cana-de-açúcar substituindo a prática tradicional de queima da cana-de-açúcar seguida de colheita manual (Figura 4).

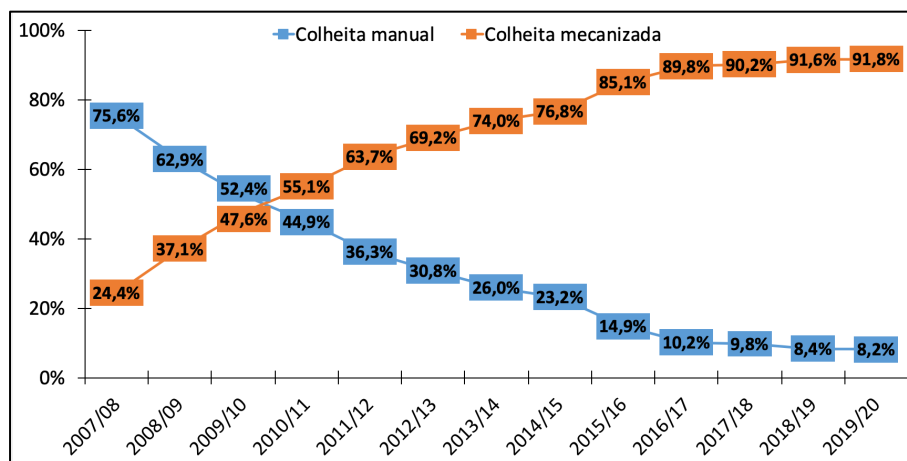


Figura 4. Volume percentual do tipo de colheita do ano-safra 2007-2008 até 2019-2020.

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados da Companhia Nacional de Abastecimento (Conab, 2020).

Em relação ao comportamento do aumento da mecanização, em especial das operações de colheita mecanizada, destacam-se os elevados custos envolvidos destas operações e a importância do desenvolvimento de tecnologias que permitam atenuar custos e assegurar a qualidade desejada, tendo em vista a maximização dos resultados das unidades produtoras.

Dados publicados por PECEGE (2016) apontam que na análise econômica da cultura, as operações de colheita são o principal formante do custo operacional de produção, cerca de 40%. Considerando que a matéria-prima componha 60% de custo de produção do açúcar e etanol, conclui-se que a colheita é um dos maiores, senão o maior, desembolso da cadeia com cerca de 25% dos custos operacionais (PECEGE, 2016).

Neste sentido, é muito importante o processo de planejamento de um sistema de colheita, tendo em vista o elevado número de variáveis envolvidas, as diferentes particularidades e as correspondências entre elas. Uma simples alteração em uma determinada variável pode afetar várias outras, modificando o sistema operacional e econômico. Trata-se de uma estrutura que exige análise sistêmica para o planejamento e gerenciamento da operação (ROSA, 2017), pois a assertividade deste processo impacta diretamente nas tomadas de decisões gerenciais, que estão intimamente relacionadas ao sucesso de todo o seguimento e de seus resultados, garantindo consequente elevação do rendimento econômico e menor exposição aos riscos do setor.

Diante da importância da indústria sucroenergética no contexto nacional e internacional, do avanço e consolidação da colheita mecanizada no setor e da importância dessa operação nos custos de produção da cultura, o presente estudo tem por objetivo desenvolver um modelo matemático de otimização para dimensionar a frota das usinas e identificar a melhor estratégia de alocação das máquinas, de forma a garantir o suprimento regular de matéria-prima na indústria com o mínimo custo de operação e o maior rendimento da qualidade da matéria-prima.

Em linhas gerais, o estudo busca identificar quais estratégias operacionais e financeiras para as operações de colheita devem ser adotadas por uma unidade processadora de cana-de-açúcar visando obter o máximo rendimento econômico.

De forma específica, para se obter as respostas mencionada, foi desenvolvida uma ferramenta que combina informações climáticas, operacionais, financeiras, gerenciais, logísticas e administrativas. A partir desses dados, o ferramental estruturado utiliza diferentes métodos de modelagem matemática para auxiliar a dimensionar e a prever riscos, demandas e informações para execução de atividades e planejamento, controle e monitoramento de custos e operações de colheita da cadeia.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1. Modelagem matemática de otimização

Em um mundo cada vez mais globalizado, este comportamento confere impactos que resultam nas expansões de mercado em escala mundial, exigindo que as empresas busquem aperfeiçoar e gerenciar seus processos para almejar uma parcela significativa do mercado. Este cenário requisita que as empresas forneçam serviços com qualidade aos seus clientes, ao mesmo tempo em que desenvolvam estratégias para economizar e superar desafios cotidianos (FERREIRA, 2020).

Integrada a tais características, a modelagem matemática de otimização consiste em interpretar um sistema real a partir da aplicação de ferramentas matemáticas e lógicas, de forma que as melhores conjunturas de execução do sistema possam ser definidas. Na existência de um número qualquer de decisões a serem fixadas, então se relaciona a cada decisão uma variável classificada como *variável de decisão* (PAIVA, 2009) e, para declarar a medida de desempenho do modelo, associa-se uma função numérica com as variáveis de decisão denominada *função objetivo*.

As delimitações de requisitos compreendidos no sistema são consideradas com a aplicação de equações ou inequações nomeadas como *restrições do modelo*, podendo ser tanto de natureza lógica quanto de natureza quantitativa (TAHA, 2013; WILLIAMS, 2013; RAVINDRAN, SOLBERG e PHILLIPS, 1987; WINSTON, 2003; HILLIER e LIEBERMAN, 1995; GOLDBARG e LUNA, 2005; ARENALES, MORABITO, *et al.*, 2015).

Portanto, a escolha de modelos e hipóteses é fundamental para a representação do problema existente e para a qualidade dos resultados a serem alcançados. Neste caso, o processo de modelagem deve examinar os passos de iniciação, coleta de dados, calibração e validação do modelo matemático (ALMEIDA e PALHARINI, 2012). Ao ponto que, muitos destes modelos são destinados ao auxílio nas tomadas de decisão da melhor forma possível, as quais denominam-se modelos de otimização (DORIGUEL, 2019).

Em consequência, as inúmeras particularidades inerentes aos vários contextos em análise, é normal classificar os modelos de programação matemática em subgrupos. A primeira especificação pode ser definida quanto à formulação utilizada, agrupando-os da seguinte forma: i) modelos de programação linear (PL), caso específico dos modelos de programação matemática em que as variáveis são contínuas e apresentam comportamento linear, tanto em relação às restrições quanto à função objetivo; ii) modelos de

programação não linear (PNL), qualificados por manifestarem qualquer tipo de não linearidade, seja na função objetivo ou em qualquer de suas restrições; iii) modelos de programação inteira (PI), que apresentam variáveis que não podem contrair valores contínuos, que permanecem condicionados a manifestar valores discretos. Além destas especificações, há modelos que são uma combinação dos subgrupos descritos, para situações quando são aplicadas variáveis inteiras e contínuas no mesmo modelo linear, nomeado como modelo de programação linear inteira mista ou PIM (PAIVA, 2009).

Neste sentido, podemos destacar a Pesquisa Operacional (PO), que é uma das principais áreas de conhecimento direcionadas à modelagem matemática com foco em otimização, definida segundo a Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional (SOBRAPO) como:

“[...] a área de conhecimento que estuda, desenvolve e aplica métodos analíticos avançados para auxiliar na tomada de melhores decisões nas mais diversas áreas de atuação humana. [...], no entanto, o avanço metodológico e computacional, aliado a constantes demandas de outras áreas, a PO se modernizou e ampliou seu campo de atuação. Atualmente o termo Pesquisa Operacional é também utilizado como uma tradução do termo em inglês *Business Analytics* (BA). [...], métodos envolvendo programação matemática, simulação, teoria dos jogos, teoria das filas, análise de redes, teoria de decisão, aprendizado de máquina e ciência dos dados são reconhecidos por sua poderosa capacidade de apresentar soluções efetivas para problemas aplicados. Do ponto de vista prático, a PO demanda um esforço de equipe, em geral multidisciplinar, exigindo uma estreita cooperação entre líderes (tomadores de decisão), analistas e pessoas que serão afetadas pela ação de gestão. Sendo assim, PO demanda uma interação natural entre as áreas de administração, engenharias, computação e matemática.” (SOBRAPO, 2020)

Deste modo, modelos de otimização podem ser aplicados a diversos problemas na área agrária (DORIGUEL, 2019). Segundo Gameiro, Caixeta Filho e Barros (2010), essas aplicações em modelos agropecuários começaram a ocorrer com maior notoriedade

na década de 70, entre os quais os autores listam algumas referências internacionais como Beneke e Winterboer (1973), Casey (1977), Balm (1980), Butterworth (1985) e Zuo, Kuo e MacRoberts (1991).

Azevedo Filho e Neves (1988) divulgaram uma revisão de literatura com a aplicação de PO na agricultura brasileira. De acordo com os autores, a adequação da PO na agricultura acontece em função da sua propriedade interdisciplinar que circunda metodologias e técnicas quantitativas com o objetivo de determinar soluções ótimas, bem como indicar padrões e fatores para destinação de recursos. Eles ainda destacam que a PO abrange a utilização de métodos matemáticos e científicos para resolução de sistemas complexos, reforçando que não se trata apenas do ramo da matemática aplicada, mas da interdependência dos princípios de diversas disciplinas.

Segundo os autores, a atenção pela PO no Brasil nasceu em 1955, com o Professor Rui A. S. Leme, da Faculdade de Economia da Universidade de São Paulo, que organizou um seminário para discussão da PL a problemas de Economia. Ainda, tratando-se notadamente ao uso na agricultura, Azevedo Filho e Neves (1988) citam o próprio Professor Leme em 1960 elaborou um trabalho de elaboração de rações a custo mínimo para duas empresas do setor.

O aperfeiçoamento de modelos matemáticos de otimização em processos de produção agropecuários motiva a curiosidade dos cientistas, quanto a multiplicidade das relações técnicas de produção que aumentou significativamente com a implantação de novas tecnologias, visando o incremento de produtividade em cultivos vegetais e animais. Neste sentido, optar por culturas e manejos mais adequados, áreas de cultivo, padrões tecnológicos, recursos escassos (terra, equipamento, mão de obra, insumos, entre outros) transforma-se no problema principal desses modelos (GAMEIRO, CAIXETA FILHO e BARROS, 2010).

2.1.1. Modelos de otimização para o setor sucroenergético

No Brasil, a partir da década de 1990, Paiva e Morabito (2007) citam diversos autores com contribuições sobre a utilização de métodos quantitativos na indústria sucroalcooleira. Por exemplo: programação linear no desenvolvimento de modelo de avaliação técnico-econômica, orientado às questões operacionais de corte e à reforma de canaviais (BARATA, 1992); modelo de sistema de transporte, carregamento e reboque, visando examinar variáveis que influenciam o custo de cada operação (LOPES, 1995); modelo para otimização do tempo do ciclo de caminhões utilizados no transporte de cana-

de-açúcar (GRISOTTO, 1995); programação linear para modelar o problema da distribuição centralizada de álcool no sudeste do Brasil (YOSHIZAKI, MUSCAT e BIAZZI, 1996); análise da utilização de técnicas tanto para as etapas discretas quanto para as etapas contínuas em modelos para todas as etapas de produção de açúcar e álcool, (YAMADA, 1999); modelo de programação linear para otimização do sistema logístico de distribuição e armazenagem de açúcar, considerando um depósito principal e diversos depósitos auxiliares (COLIN, CIPPARRONE e SHIMIZU, 1999); análise da recepção de matéria prima (cana-de-açúcar), utilizando simulação discreta para analisar a logística de transporte do produto (IANNONI e MORABITO, 2006); modelo de programação linear multiperíodo para tratar decisões de transporte e estocagem dos produtos de uma cooperativa de comercialização de açúcar e álcool (KAWAMURA, RONCONI e YOSHIZAKI, 2006).

Baseados nesta revisão, Paiva e Morabito (2007) notaram um entusiasmo crescente em progredir e aplicar modelos e métodos quantitativos para contribuir nas principais operações do setor sucroenergético. A ênfase é para modelos de planejamento da colheita e transporte da cana, distribuição e armazenamento de açúcar e álcool, seleção de variedades e o planejamento de reforma dos canaviais. Todas essas elaborações voltadas para a fase agrícola, operação de Corte, Transbordamento e Transporte (CTT) e estocagem final de produtos.

Milan (1992) analisou o sistema de colheita da cana-de-açúcar como um todo e dividiu em quatro subgrupos suas interações, referindo-se a agronomia, colheita, transporte e mecanização. Fundamentado nessas relações, criou um modelo de linguagem Fortran 77, visando identificar condições críticas e estratégias gerenciais dos equipamentos envolvidos. O autor realizou uma análise de sensibilidade, concluindo que as características pertinentes a transporte por caminhões representam o maior impacto, em especial para as variáveis *valor inicial* e *capacidade de carga*.

Higgins, Muchow e Ford (1998) evidenciam a capacidade limitada em unidades processadoras de cana-de-açúcar, ocasionando o bloqueio de processar instantaneamente a matéria-prima em seu rendimento máximo. Assim, características como variedade, idade de colheita, dimensão e capacidade das estruturas de colheita, influenciam na produção e nos custos dos produtos. Portanto, tendo em mente otimizar a produção e a receita líquida, os autores apresentaram um modelo computacional em programação linear, indicando para o estudo aplicado a possibilidade de aumento de 8% em rentabilidade.

Salassi, Chamgagne e Legedre (1998), visando o aumento da rentabilidade do setor sucroenergético, criaram um modelo de programação linear de modo a determinar uma ordem de talhões a serem colhidos, otimizando a produção. Para isso, aplicaram estimativas temporais em relação ao crescimento vegetativo da cana-de-açúcar e sua concentração de sacarose em função da idade da cultura. Os autores relatam que o modelo demonstrou elevado potencial no desenvolvimento e agregação de ferramentais de agricultura de precisão, no sentido de auxiliar no apontamento dos dados.

Dias e Peres (2000), planejando distinguir gargalos logísticos no transporte de cana-de-açúcar, dissertaram um sistema de simulação aplicando técnicas de otimização e superfície de resposta. Os autores enumeraram ao menos 18 variáveis, estas sendo de natureza controlável ou não.

Segundo Iannoni e Morabito (2002), ganhos de eficiência em unidades processadoras de cana-de-açúcar são fundamentados em seus sistemas logísticos, na medida em que operam na assimilação das operações industriais e agrícolas. Neste ponto de vista, objetivando analisar desde a recepção (balança até moenda) da matéria-prima em uma unidade localizada na região de Ribeirão Preto, os autores aplicaram o software Arena, tendo em vista analisar as organizações e políticas opcionais para as operações, salientando que o modelo foi capaz de simbolizar de forma aceitável o sistema, indicando as melhores possibilidades conforme o conceito operacional desejado.

Silva (2006), pretendendo considerar cenários para entrega de cana-de-açúcar contínua por meio de jornadas de trabalhos inferiores a dez horas por turno, com a mesma estrutura de equipamentos, apresentou um modelo de simulação para as operações de CTT. Embora as análises do autor tenham levado em consideração apenas particularidades técnicas, vindo o mesmo a sugerir a integração de suas informações com custos, sua conclusão foi satisfatória apenas para as condições de colheita em cana inteira, apontando o revezamento de turnos de quatro horas com o melhor desempenho.

Mundim (2009), baseado em simulação estocástica, desenvolveu uma ferramenta computacional para caracterizar o despacho de caminhões canavieiros, considerando despachos estáticos e dinâmicos na diferenciação quanto a flexibilidade entre viagens e frentes de colheita no momento do despacho da frota, concluindo que os menores custos da operação estão sujeitos ao despacho dinâmico.

Paiva (2009) investigou a utilização de técnicas de otimização robusta para tratar incertezas inerentes aos parâmetros aplicados no processo resolutivo em cooperativas e de cada usina. Para resolver os modelos de programação linear e programação mista, o

autor empregou uma linguagem de modelagem algébrica e um *solver* de programação matemática. Seus resultados computacionais foram apresentados e examinados em comparação ao planejamento executado pelas empresas e as soluções obtidas com a modelagem, concluindo que o modelo determinístico proposto para o planejamento agregado de safra em usinas cooperadas do setor sucroenergético, apresentou potencial para apoiar decisões nas organizações fixadas no estudo.

Sethanan e Neungmatcha (2013), atentos em otimizar a colheita da cana-de-açúcar, apresentaram um modelo com objetivo de maximizar o percentual de sacarose. Os autores aplicaram duas heurísticas, o primeiro tratando os agendamentos de colheita mecanizada e o segundo otimizando a solução do primeiro por meio de Pesquisa Tabu, tendo por resultado a melhoria de 16,38% na produção de açúcar.

Santos, Silva e Gadanha (2014) desenvolveram um modelo em planilha eletrônica (Excel®) e linguagem de programação (Visual Basic®), nomeados pelos autores como “ColheCana”, tendo por objetivo examinar de forma estruturada a interferência das variáveis compreendidas no desempenho operacional e econômico da colheita mecanizada da cana-de-açúcar. O estudo demonstrou que a colhedora é o equipamento que mais impacta no sistema de colheita, evidenciando que as variáveis *eficiência de campo* e *valor inicial* possuem os maiores pesos em termos de custos.

Vorasayan e Pathumnakul (2014) sugeriram modelos matemáticos de otimização em uma usina na Tailândia, dedicado a sistematização logística e recepção da matéria prima. A proposta permitiu estimar a relação ótima entre caminhões e colhedoras, culminando na redução dos custos de colheita.

Neurngmatch e Sethanan (2015) avaliaram a coordenação da colheita mecanizada de cana-de-açúcar com a aplicação de pesquisa operacional empregada com programação linear mista, objetivando organizar a rota desta operação. Os resultados aduziram para a queda dos custos, impactando diretamente na colheita mecanizada e no transporte da matéria prima.

No mesmo sentido, Kittilertpaisan e Pathumnakul (2015) obtiveram o melhor momento de colheita associado à sequência ideal de colheita e rota de veículos mediante a formulação de modelo matemático para otimizar o roteamento de veículos com 18 cenários, tendo cada cenário 15 talhões e 20 períodos de colheita.

Junqueira e Morabito (2017) apresentaram modelo matemático para reduzir a troca de áreas de colheita das frentes, tendo em vista estimar a melhor relação entre o número de colhedoras e o número de veículos transbordo nas operações de colheita,

plantio e reforma dos talhões. O modelo proposto foi fundamentado em um Problema Geral de Dimensionamento e Sequenciamento de Lotes – GLSPPL (General Lot-sizing and Scheduling Problem), permitindo a construção de planejamentos que reduzam os custos de colheita e transporte, da mesma forma que o aumento potencial de colhedoras e veículos transbordos durante a safra.

Rosa (2017) apresentou um modelo desenvolvido em Excel® para dimensionamento de um sistema mecanizado de colheita cana-de-açúcar, contemplando as operações de CTT e apoio e seus respectivos desempenhos econômicos. Baseando em seus resultados, o autor afirma que o modelo pode ser aplicado como mecanismo de apoio em tomadas de decisões relacionadas a colheita mecanizada da cana-de-açúcar.

Florentino et al. (2018) fixou como restrição a capacidade operacional das unidades processadoras de cana-de-açúcar, a demanda por açúcar, entre outras, para elaborar modelo matemático de otimização que auxiliasse o planejamento de colheita e a qualidade da matéria prima, aplicando algoritmo genético para resolução do problema. Os autores concluíram que esta metodologia apresentou capacidade para indicação de planejamentos ótimos de colheita.

Doriguel (2019) afirma que as operações de CTT estão diretamente relacionadas ao fornecimento de matéria-prima para unidade industrial, devendo não impossibilitar o suprimento da cana-de-açúcar. Para tanto, aplicou técnicas matemáticas para auxiliar na minimização do tempo de manobra de veículos transbordo na cabeceira do talhão, concluindo que a metodologia proposta apresenta potencial para ajudar no planejamento otimizado da colheita, diminuindo o tempo de manobra e consequentemente na queda dos tempos de improdutivos, possibilitando o uso mais eficiente dos recursos produtivos.

Em consideração aos trabalhos aqui revisados, é importante destacar características apresentadas por Pera, Branco e Caixeta Filho (2017) que salientam que o planejamento dessas operações deve possuir a maior aderência possível à realidade operacional. Consequentemente, as singularidades e restrições operacionais devem ser examinadas com o intuito de realizar uma proposta que seja executável. Os autores afirmam que qualquer planejamento que ofereça complicações em sua dinâmica, por mais aperfeiçoado que seja, não vai regular as operações para o melhor resultado da organização. Para os autores, o planejamento das operações de uma unidade processadora de cana-de-açúcar expõe maior multiplicidade e, por este motivo, a aplicação de modelos matemáticos constituem instrumentos fundamentais para a elaboração de um plano habitado otimizado e viável.

Muitas empresas do setor sucroenergético ainda estruturam suas atividades respaldadas em propostas caracterizadas e relacionadas em grande parte por processos intuitivos. Essas ações aumentam os riscos de desvios do planejamento, distanciando os resultados máximos potenciais de criação de valor para empresa. A ocorrência destes equívocos pode percorrer anos sem ser identificado e concentrar desembolsos de amplas proporções. Neste sentido, considerando tal argumentação, é aconselhável que o planejamento receba o apoio de modelos matemáticos de otimização que concebam observações para operacionalização integrada dos lucros da empresa por meio de um plano assertivo e executável (PERA, BRANCO e CAIXETA FILHO, 2017).

Porém, frequentemente se observa nas organizações uma falta de comunicação entre as áreas, dificultando a construção de um planejamento que integre todos os processos. Ocorre que, em muitos casos a melhor decisão da área comercial não é a melhor para as operações logísticas, agrícolas ou industriais, afastando-se do princípio da busca pelo melhor resultado econômico para companhia seguindo uma ótica holística (PERA, BRANCO e CAIXETA FILHO, 2017).

2.1.2. Modelos de otimização sob incerteza

Obter parâmetros ótimos para análise de processos, normalmente motivados por muitas variáveis, demanda do autor a capacidade de aplicar ferramentas matemáticas e estatísticas. A modelagem desses complexos processos, frequentemente, desconhece a possível correlação existente entre as múltiplas respostas, indicando parâmetros inadequados (KHURI e CONLON, 1981; BRATCHELL, 1989). De modo geral, esses modelos partem da premissa que os dados de entrada são conhecidos, ou seja, são modelos determinísticos, mas constantemente esses modelos possuem dados que estão correlacionados a incertezas (CARNEIRO, 2008).

Ademais, comumente as pesquisas de otimização que empregam metodologias experimentais para múltiplas respostas, tratam as respostas isoladamente na fase de concepção dos modelos de regressão (PAIVA, SALGADO JÚNIOR, *et al.*, 2011). Sendo que, implementar uma análise univariada sobre estudos desse porte, com inúmeras respostas, pode chegar em conclusões sem sentido, podendo apresentar uma análise totalmente ineficiente (KHURI e CORNELL, 1996).

Muitos modelos de programação matemática encontram-se regularmente aplicados para resolução de problemas de programação de logística, agendamentos, produção e planejamento estratégico em projetos. De modo geral, esses modelos partem

da premissa que os dados de entrada são conhecidos, ou seja, são modelos determinísticos, mas constantemente esses modelos possuem dados que estão correlacionados a incertezas (CARNEIRO, 2008).

Modelos de programação linear em geral permitem que os dados sejam pontualmente conhecidos e iguais a determinados valores nominais, mas a abordagem clássica de programação linear determinística não leva em consideração a influência de incertezas nos dados, na qualidade e no grau de representação do modelo (VIRTUDES, 2019).

Para modelos em que a resposta esperada não é muito perceptível aos dados sujeitos a incertezas ou o grau de rigor dos parâmetros incertos é alto, modelos determinísticos podem ser aplicados sem ocasionar perdas significativas à qualidade da informação gerada. Porém, especialmente em modelos para cenários de longo prazo, o resultado de uma análise determinística pode não ser pragmático e conduzir a prejuízos (CARNEIRO, 2008). Motivo ao qual surge o estímulo no desenvolvimento de modelos sob incerteza.

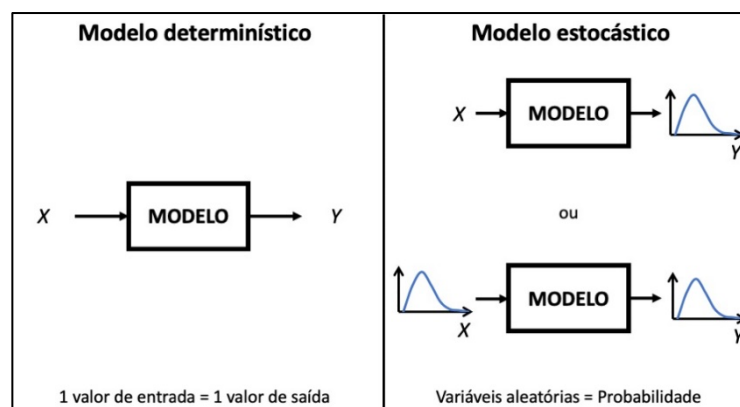


Figura 5. Comparativo entre modelo determinístico e modelo estocástico.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Nesse contexto, a incorporação de incertezas a determinados parâmetros do modelo conduz a uma representação mais próxima da realidade, sendo a aplicação da abordagem de otimização robusta uma solução técnica e computacional atrativa por manter o modelo como um problema de programação linear (BERTSIMAS e SIM, 2004).

Modelos matemáticos de otimização robusta trabalham com problemas de otimização em que os dados são sujeitos a incertezas e variam em um determinado conjunto incerto. O intuito desta otimização é obter a melhor solução relativa a todas

aquelas que estão dentro desse mesmo conjunto incerto, e essa ao mesmo tempo é solução admissível para as distintas ocorrências intrínsecas ao conjunto (VIRTUDES, 2019).

Essa abordagem pretende obter soluções que minimizem o desvio máximo das variáveis aleatórias consideradas, de forma que seja assegurada a viabilidade de solução do problema para o pior cenário das incertezas e sem grandes desvios da solução ótima (BERTSIMAS e SIM, 2003; BERTSIMAS e THIELE, 2006).

O Planejamento e Análise de Experimentos (do inglês *Design of Experiments*, DOE) é um procedimento empregado para analisar a importância de múltiplas fontes de variação que atuam em um processo (MONTGOMERY, 2001). Deve-se iniciar com o reconhecimento e triagem dos fatores que sejam capazes de auxiliar para a variação, posteriormente, começa a identificação de um modelo que incorpore os fatores selecionados e o planejamento de experimentos eficientes para estimar seus efeitos. Concluídos os experimentos, inicia-se a análise para se presumir os efeitos dos fatores registrados no modelo com a aplicação de métodos estatísticos adequados, culminando na dedução, compreensão e análise dos resultados, recomendando melhorias quando necessário (PAIVA, SALGADO JÚNIOR, *et al.*, 2011).

Segundo Paiva (2009), em análises com modelos determinísticos, a fase de planejamento compreende a definição de um nível de aplicação dos recursos que obedeça às restrições do problema e maximize ao aporte ao lucro da empresa (ou minimize os custos). Para isso, as informações necessárias para a investigação devem ser conhecidas no momento de execução do planejamento (SEN e HINGLE, 1999), pois os processos de fabricação podem conter diversas variações de fatores que podem causar o fraco rendimento do processo e, o controle de processos se torna mais caro quando sensível a essas variações (DEHNAD, 1989).

No entanto, além das incertezas referentes aos dados do presente, o futuro não é capaz de ser absolutamente previsto e deve ser considerado aleatório ou incerto. Nestes casos, os modelos de otimização sob incerteza são utilizados para que a perturbação gerada pelas variáveis aleatórias seja estimada de forma direta na modelagem (JOSHI, 1995; DIWEKAR, 2002; SAHINIDIS, 2004).

Sobre esses aspectos, toda cadeia de processos contém uma combinação de variáveis controláveis e incontroláveis (ruídos) que transformam as entradas (*inputs*) em saídas (*outputs*), nos quais $x_1, x_2, x_3, \dots, x_p$ são variáveis de controle e $z_1, z_2, z_3, \dots, z_q$ são ruídos (MONTGOMERY, 2017), conforme detalha a ilustração a seguir.

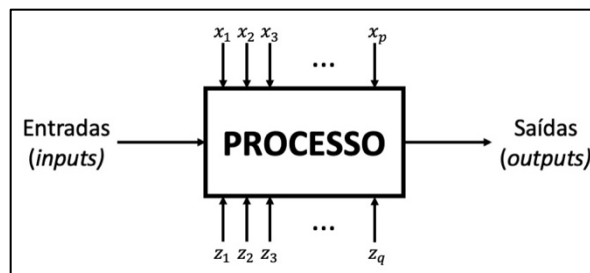


Figura 6. Modelo geral de processos.

Fonte: Elaborado pelo autor e adaptado de Montgomery (2017).

Tendo em vista esse comportamento, o Projeto de Parâmetro Robusto (do inglês *Robust Parameter Design*, RPD) objetiva minimizar os custos operacionais do mesmo modo que busca conservar o produto de alta qualidade (PHADKE, 1989). Para esse fim, o RPD busca estabelecer os níveis das variáveis de controle (ou parâmetros) do processo ou produto para alcançar as intenções de certificar que a média da solução analisada alcance o alvo planejado e que instabilidade dos dados ao entorno do alvo seja a menor possível (MONTGOMERY, 2017).

Das variáveis incluídas nos processos, as de ruído são classificadas como as mais trabalhosas ou mais custosas de serem controladas (NAIR, ABRAHAM, *et al.*, 1992), atento a esse comportamento, o RPD busca reconhecer parâmetros das variáveis de controle que minimizem as variáveis de ruído, construindo um processo mais robusto às mesmas (AL-GHAMDI, 2013).

Para o desenvolvimento experimental do RPD o uso da Metodologia de Superfície de Resposta (do inglês *Response Surface Methodology*, RSM) pode ser utilizado para permitir um desenvolvimento sistemático (MATSUURA, SUZUKI, *et al.*, 2011).

O RSM refere-se a união de técnicas estatísticas e matemáticas aplicadas com o objetivo de desenvolver e otimizar certa resposta que sobre interferência por diversas variáveis (MYERS, MONTGOMERY e ANDERSON-COOK, 2016; MONTGOMERY, 2017). O RSM pretende correlacionar uma função desconhecida complexa com polinômio de primeira ou segunda ordem, consequentemente, conferindo a projetos que compõem a tais modelos a característica e serem de alta relevância (ANDERSON-COOK, BORROR e MONTGOMERY, 2009). Desse modo, é possível aplicar o RSM na definição de média e variância, colhidos separadamente em um RPD e depois otimizar os resultados pela abordagem com restrição (VINNING e MYERS, 1990).

As Equações 1 e 2 a seguir representam, respectivamente, os modelos de primeira e segunda ordem gerados pelo RSM (MYERS, MONTGOMERY e ANDERSON-COOK, 2016; MONTGOMERY, 2017).

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (\text{Eq. 1})$$

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \varepsilon \quad (\text{Eq. 2})$$

Em que y é a resposta experimental, x_i e x_j são variáveis independentes, k é número de variáveis independentes, β_0 , β_i , β_{ij} e β_{ii} ($i = 1, 2, \dots, k$ e $j = 1, 2, \dots, k$) são, respectivamente, coeficientes de regressão dos termos independentes, linear, quadrático e de intercessão e, ε é o erro amostral.

A definição dos coeficientes de regressão (β 's) é exercida pelo método dos Mínimos Quadrados Ordinários (do inglês *Ordinari Least Squares*, OLS) de forma a minimizar a soma dos quadrados dos erros (ε) (MONTGOMERY, 2017).

Na busca por identificar a curvatura do processo, o Arranjo Composto Central (do inglês *Central Composite Design*, CCD) é um dos arranjos experimentais que permite gerar modelos de segunda ordem, em razão de inserir no mesmo arranjo experimental as variáveis de controle e de ruído, proporcionando assim explorar interações entre elas, além de economizar no número de experimentos comparado com os demais tipos de arranjo (EVANGELARAS e KOUKOUVINOS, 2006).

O CCD combinado é um dos planejamentos que pode ser aplicado no reconhecimento da região ótima do RSM com o RPD (PEREIRA, LEITE, *et al.*, 2017), pois é definido como o sequenciamento de experimentos nos quais as variáveis de ruído, com a finalidade de experimentação, são apresentadas como variáveis de controle e, dessa maneira, variáveis de controle e de ruídos são combinadas em um único arranjo experimental. Assim, a partir das considerações reunidas nos experimentos, é possível a construção de um RSM que relaciona as variáveis de controle, os ruídos e suas respectivas interações (BRITO, 2012). A Equação 3 descreve o modelo de segunda ordem construído a partir de um arranjo combinado (MONTGOMERY, 2017).

$$\begin{aligned}
y(x, z) = & \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^r \gamma_i z_i \\
& + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^r \delta_{ij} x_i z_j + \varepsilon
\end{aligned} \tag{Eq. 3}$$

Sendo y a resposta experimental, x_i e x_j variáveis de controle, z_i e z_j variáveis de ruído, k o número de variáveis de controle, r o número de variáveis de ruído, ε o erro amostral e, β_0 , β_i , β_{ij} , β_{ii} , γ_i e δ_{ij} , coeficientes a serem estimados.

Para investigar a ação dos ruídos no processo de estudo, empregando o conceito de arranjo combinado, é fundamental que os ruídos do sistema sejam conhecidos e controláveis para fins de experimentação (SILVA, 2016). Como o objetivo do presente trabalho é avaliar tanto os parâmetros controláveis quanto os ruídos para as operações de colheita mecanizada para o setor sucroenergético, que influenciam no desempenho operacional e financeiro da empresa, optou-se por utilizar o arranjo combinado para a modelagem do sistema.

A otimização das médias e das variâncias ao mesmo tempo pode ser realizado via metodologia de superfície de resposta dual (VINNING e MYERS, 1990). Montgomery (2017) propôs os seguintes modelos para média (Equação 4) e para variância (Equação 5), considerando a variável de resposta como sendo y e as variáveis experimentais como sendo $x_1, x_2, x_3, \dots, x_k$.

$$\mu(y) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \varepsilon \tag{Eq. 4}$$

$$\sigma^2(y) = \sum_{i=1}^r \left[\frac{\partial y(x, z)}{\partial z_i} \right]^2 \sigma_{z_i}^2 + \sigma^2 \tag{Eq. 5}$$

O autor sugere adotar $\sigma_{z_i}^2 = 1$ e a variável σ^2 representa ao erro residual do RSM apresentado na Equação 5. Salientando que nas Equações 4 e 5 os modelos de média e variância reproduzem a resposta y somente como função das variáveis de controle x_i , o faz com que o processo seja concebido para que a instabilidade transmitida pelas variáveis de ruído se torne a menor possível. Logo, com o desenvolvimento das equações de média

e variância, a otimização dual do processo pode ser empregada com o auxílio de diferentes técnicas de otimização de múltiplos objetivos disponíveis na literatura. Neste trabalho, utilizou-se o conceito do Erro Quadrático Médio Multivariado (EQMM), que será abordado mais à frente.

Por fim, Paiva (2009) contribui ao evidenciar que a análise de sensibilidade é a técnica mais prática para abordar a incerteza dos parâmetros de entrada de um modelo por permitir verificar a influência que perturbações nos parâmetros de entrada geram na função objetivo do problema, considerando a estabilidade da solução com relação à factibilidade e à otimalidade. O que, em outras palavras, o autor define que a pergunta que se pretende responder com a análise de sensibilidade é:

“Qual a diferença relativa entre a solução do problema perturbado e a solução do problema nominal, dado uma perturbação infinitesimal dos parâmetros de entrada?” (PAIVA, 2009)

Dessa maneira, a análise de sensibilidade é uma aproximação local de pós-otimalidade, que apenas investiga o resultado da perturbação após solução do problema nominal ter sido alcançada, não podendo incorporar a incerteza na modelagem e tomar decisões antecedentes (MULVEY, VANDERBEI e ZENIOS, 1995; BEN-TAL e NEMIROVSKI, 1999).

2.1.3. Otimização multiobjetivo

Em processos industriais, frequentemente os problemas de otimização envolvem técnicas de múltiplos objetivos, posto que envolvem mais de uma característica desejável. Na hipótese de não existência de conflitos entre as funções objetivo, as soluções serão encontradas no ponto ótimo de cada função. Nessa situação, nenhum método específico é necessário (MIETTINEN, 1999).

Entretanto, regularmente esses objetivos são funções do mesmo conjunto de variáveis de decisão e resultam em cenários conflitantes (BARIL, YACOUT e CLEMENT, 2011). Nesses casos, para que se possa examinar os *trade-offs* – situações em que há conflitos de escolha – entre esses objetivos conflitantes e estudar as opções acessíveis, recomenda-se elaborar um problema de otimização com múltiplos objetivos (ROCHA, 2017).

$$\min_{x \in \Omega} \Lambda = \{f_1(x), f_2(x), f_3(x), \dots, f_k(x)\} \quad (\text{Eq. 6})$$

Em que Λ é o vetor de funções objetivo (f_i) que depende de k critérios, funções essas que são respectivamente conflitantes. O vetor de variáveis de decisão, x , deve permanecer ao conjunto viável Ω que geralmente contém as restrições do problema na forma de desigualdades ou igualdades.

$$\Omega = \{x \in \mathbb{R}^n | g_r(x) \leq 0, r \in I, h_q(x) = 0, q \in J\} \quad (\text{Eq. 7})$$

Nos quais, g_r e h_q representam funções de restrição de desigualdade e igualdade, respectivamente, e I e J são conjuntos de índices contendo tantos elementos quantas restrições de desigualdade e igualdade, respectivamente.

A figura a seguir apresenta a relação de solução e espaço das funções objetivo, considerando duas variáveis de decisão e de duas funções.

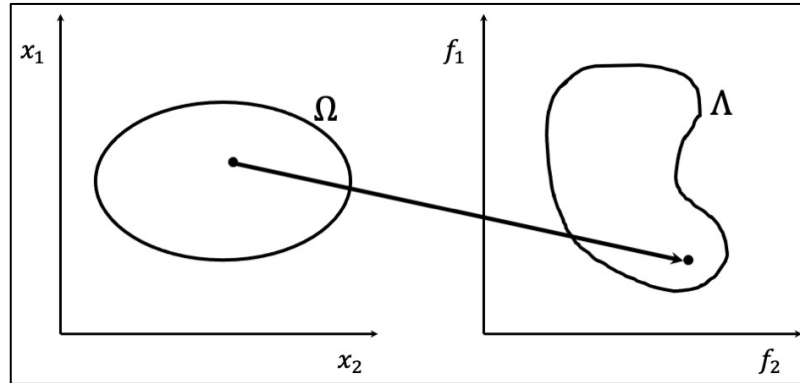


Figura 7. Relação entre o espaço de solução e o espaço das funções objetivo.

Fonte: Elaborado pelo autor e adaptado de (ISTADI e AMIN, 2005).

Ao resolver um problema de otimização multiobjectivo, encontrar soluções eficientes é o maior interesse. Nesses casos, uma solução $x^* \in X$ é eficiente, ou eficiente global, se não existe outro ponto $x \in X$ tal que $f(x) \leq f(x^*)$ e $f(x) \neq f(x^*)$ (ROCHA, 2017).

O conceito de eficiência está ligada a ideia de não dominância, sendo que este atua com a avaliação da função multiobjectivo em uma solução viável em vez da própria solução em sua definição (SAMPAIO, 2011). Ao afirmar que uma solução x^* é eficiente, corresponde dizer que não existe outro ponto viável x tal que os valores das funções objetivo consideradas nele sejam menores ou iguais, sendo estritamente menor em, pelo

menos, uma das funções. Quando um ponto viável não satisfaz essa definição, ele é chamado de ineficiente (ROCHA, 2017).

Para (SAMPAIO, 2011) há algumas variações do conceito de eficiência que o autor define como eficiência local, eficiência fraca e eficiência fracamente local. Nesse sentido, uma solução $x^* \in X$ é eficiente local se existe $\delta > 0$ tal que x é eficiente em $X \cap N(x, \delta)$, onde $N(x, \delta) = \{y | y \in \mathbb{R}^n, \|x - y\| < \delta\}$. Já uma solução $x^* \in X$ é fracamente eficiente se não existe outro ponto $x \in X$ tal que $f_{(x)} < f_{(x^*)}$. Por fim, uma solução $x^* \in X$ é fracamente eficiente local se existe $\delta > 0$ tal que x é eficiente fraca em $X \cap N(x, \delta)$.

A seguir, a ilustração demonstra os quatro exemplos de eficiência anteriormente definidos. Observe que, nos exemplos, as soluções locais, fracamente eficiente e fracamente eficientes locais não são soluções eficientes globais. Ademais, a solução fracamente eficiente não é uma solução eficiente local e a solução fracamente eficiente local não é uma solução fracamente eficiente.

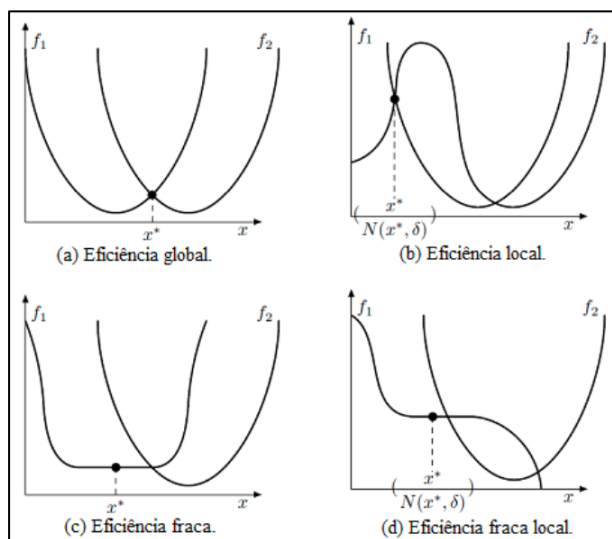


Figura 8. Tipos de eficiência.

Fonte: (SAMPAIO, 2011)

Porém, geralmente, existem muitas soluções eficientes (um número infinito), formando o conjunto eficiente ou conjunto Pareto ótimo (MIETTINEN, 1999). Segundo (MELA, TIAINEN, *et al.*, 2012), denomina-se otimização multiobjetivo o próprio processo de gerar alternativas Pareto ótimas.

Esse conceito foi inicialmente proposto por Francis Ysidro Edgeworth (EDGEWORTH, 1881) e, mais adiante, aperfeiçoado pelo economista e socialista Vilfredo Pareto (PARETO, 1949). Segundo os autores, a definição de ótimo é baseada na

convicção intuitiva de que um ponto x^* é tomado como ótimo se “nenhum critério utilizado pode melhorar a solução, sem piorar pelo menos um outro critério”.

Matematicamente, cada ponto Pareto ótimo é uma solução igualmente aceitável para um problema de otimização multiobjectivo (MIETTINEN, 1999), sendo geralmente desejável obter um ponto como solução final. Entretanto, devido à natureza multidisciplinar dos problemas relacionados aos processos industriais que estão intimamente relacionados a vários critérios múltiplos não comensuráveis, determinar qual solução é a melhor escolha para ser implementada pode ser uma tarefa difícil. Segundo (MELA, TIAINEN, *et al.*, 2012), denomina-se Tomada de Decisão Multicritério (do inglês, *Multiple Criteria Decision Making*, MCDM) o processo de escolher uma solução simples preferida entre todas as alternativas computadas.

O MCDM consiste em um conjunto de técnicas para auxiliar um agente decisor – indivíduo, grupo de pessoas ou comitê de técnicos ou dirigentes – a tomar decisões acerca de um problema complexo, estudando e selecionando alternativas segundo diferentes critérios e opiniões. Portanto, o propósito é auxiliar pessoas e/ou organizações em situações nas quais é necessário identificar prioridades, considerando, ao mesmo tempo, diversos aspectos (JANNUZI, MIRANDA e SILVA, 2009).

Especificamente, o MCDM é uma técnica quali-quantitativa, que separa as abordagens exploratórias e pouco estruturadas de tomada de decisão e os modelos quantitativos rigidamente estruturados da Pesquisa Operacional (ENSSLIN, MONTIBELLER NETO e NORONHA, 2001). Nessa perspectiva, a técnica busca uma solução de compromisso, negociada frente aos vários objetivos que deve atender, investigando não a solução estritamente ótima, mas a solução de consenso (JANNUZI, MIRANDA e SILVA, 2009).

Quando quaisquer informações adicionais sobre o projeto analisado são desconhecidas, como por exemplo, a ordem de prioridade de atendimento dos objetivos, todas as soluções ótimas de Pareto são igualmente importantes. Devido a esse fator, é de suma importância que se tenha um critério que garanta a qualidade da solução encontrada (LOBATO, 2008). Segundo (DEB, 2001) as metas em otimização multiobjectivos são encontrar um conjunto de soluções o mais próximo possível da Fronteira de Pareto e encontrar um conjunto de soluções com a maior diversidade possível.

Soluções muito distantes da Fronteira de Pareto não são desejáveis. Contudo, encontrar uma maior diversidade dentro das soluções é uma meta específica para otimização multiobjectivo, sendo necessário assegurar a maior cobertura possível da

fronteira, já que esta característica indica um bom conjunto de soluções “comprometidas” com os objetivos definidos (LOBATO, 2008).

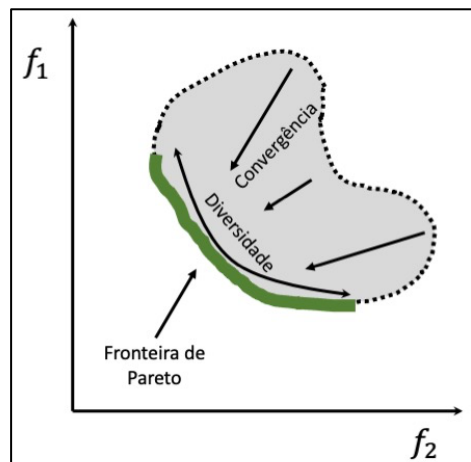


Figura 9. Métricas de desempenho em algoritmos.

Fonte: Elaborado pelo autor e adaptado de (DEB, 2001).

2.1.4. Erro Quadrático Médio Multivariado

O Erro Quadrático Médio Multivariado (do inglês, *Multivariate Mean Square Error* – MMSE) foi baseado no Erro Quadrático Médio (do inglês, *Mean Square Error* – MSE). Dado que, grande parte das indústrias possuem dois objetivos fundamentais para melhor os resultados produtivos, a distância da média dos seus indicadores de processo em relação a meta em que foi estipulada (T) e a variância dentro de cada indicador (σ^2) (PAIVA, 2009).

A variação da média e da variância ou desvio padrão do processo pode denotá-lo como sendo preciso e acurado. O processo no qual sua média está próximo a meta estipulada é denominado de preciso, ou seja, tem capacidade de atender a determinada especificação ou valor. O processo no qual seu desvio padrão é mínimo é denominado de acuras, ou seja, os resultados do processo possuem pouca variação (BUSSAB e MORETTIN, 2017).

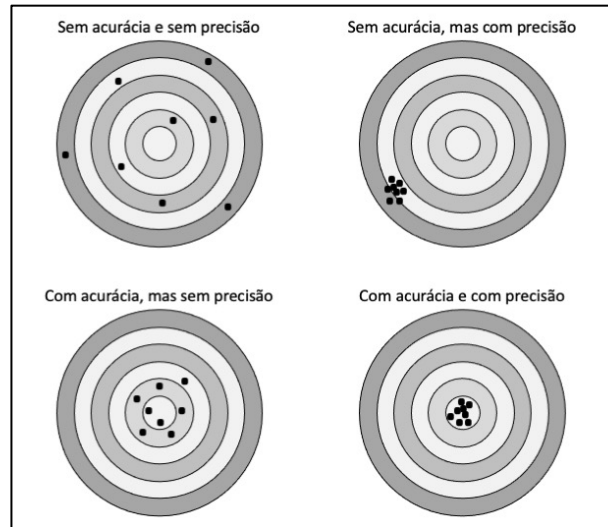


Figura 10. Exemplificação das diferenças entre acurácia e precisão.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Para se alcançar melhores resultados nos objetivos de média e variância das respostas de processo, a superfície de resposta dupla (do inglês, *Dual Response Surface - DRS*) pode atingir os valores propostos em cada objetivo. Para isso, superfícies de respostas de média (ω_μ) e de variância ou desvio padrão (ω_σ) devem ser obtidas (PAIVA, 2009).

Assim, o ponto ótimo que atende os objetivos do DRS pode ser obtido pela função do erro quadrático médio (MSE) representado pela equação a seguir (LIN e TU, 1995).

$$MSE = (\hat{\omega}_\mu - T) + \hat{\omega}_\sigma^2 \quad (\text{Eq. 8})$$

Em que $\hat{\omega}_\mu$ e $\hat{\omega}_\sigma^2$ são superfícies de resposta para média e variância, respectivamente, e T é o valor alvo desejado para a média a ser alcançada. Para determinar o ponto ótimo entre a combinação entre média, variância e alvo, a Equação 8 deve ser minimizado (PAIVA, GOMES, *et al.*, 2014). Onde o alvo é assumido como o maior ou menor valor possível nas otimizações de maximização ou minimização, respectivamente.

O MSE considera vieses e variância como termos-chave. Como os valores de respostas são obtidos através de experimentos e estimativas, o critério MSE permite uma distância do alvo e busca manter a variância baixa (LIN e TU, 1995).

Nesse sentido, empregado por (KÖKSOY e YALCINOZ, 2006; LIN e TU, 1995; PAIVA, 2009; PAIVA, COSTA, *et al.*, 2010), os autores propuseram uma adaptação

capaz de considerar adequadamente a estrutura de correlação existente entre as respostas de interesse, a partir de combinações da Metodologia de Superfície de Resposta (RSM) e a Análise de Componentes Principais (do inglês, *Principal Component Analysis*, PCA). Por meio desta combinação, gera-se uma superfície de resposta ajustada para os escores dos componentes principais, com a qual se compõe, então o MMSE. Assim, a proposta apresenta como principal vantagem frente aos métodos tradicionais de otimização multivariada, a capacidade de tratar as estruturas de correlação existente entre as respostas de interesse, uma vez que a negligência dessa estrutura de correlação pode conduzir o processo a pontos de ótimo inadequados (KHURI e CONLON, 1981; BRATCHELL, 1989).

O PCA tem como principal objetivo descrever a variabilidade existente em um grupo de variáveis correlacionadas por suas componentes principais, permitindo assim reduzir possíveis redundâncias (CHUERUBIM e DA SILVA, 2018). Destacando que a PCA é aplicada em diversos campos da ciência como uma técnica de análise intermediária para a investigação de grandes conjuntos de dados (ABDI e WILLIAMS, 2010).

A PCA é a geração de variáveis latentes que representam um conjunto de variáveis originais relacionadas em que as variáveis latentes geradas são não-correlacionadas. As variáveis latentes são geradas por combinações lineares em que o número de combinações é igual ao número de variáveis originais. Analisando geometricamente, isso permite que haja uma rotação rígida dos eixos de coordenadas, de forma que os novos eixos se posicionem no sentido de maior variabilidade (FERREIRA, 2011).

Seguindo com a aplicação do método proposto, verifica-se a existência da estrutura de correlação entre as variáveis de resposta de interesse em cada bloco de variáveis. Com o conhecimento da estrutura de correlação é possível garantir a correta aplicação do método MMSE. Parte-se para a execução da ACP propriamente dita, quando são gerados os autovalores (λ_i).

Se somente um componente principal for selecionado para o bloco de variâncias, o cálculo de seu respectivo MMSE deve seguir a formulação dada pela equação abaixo.

$$MMSE_i = (PC_i - \zeta_{PC_i})^2 + \lambda_i \quad (\text{Eq. 9})$$

Em que PC_i é a equação do i-ésimo componente principal, ζ_{PC_i} é o seu valor alvo e λ_i é o autovalor do i-ésimo componente principal.

Caso um maior número de componentes principais seja necessário para explicar a variação dos dados, então o cálculo de MMSE para o bloco de variâncias deve seguir a formulação dada pela Equação 10.

$$MMSE_i = \left[\prod_{i=1}^n MMSE_{PC_i} | \lambda_i \geq 1 \right]^{\frac{1}{n}} \quad (\text{Eq. 10})$$

Em que n é o número de funções MMSE consideradas de acordo com os componentes principais significativos.

Considerando $MMSE_i$ como a função objetivo, o sistema de otimização pode ser estruturado como:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar } MMSE_i \\ & \text{Sujeito a: } x^T x \leq \rho^2 \end{aligned} \quad (\text{Eq. 11})$$

Em que $x^T x \leq \rho^2$ é a restrição do espaço experimental para regiões esféricas.

2.2. Desempenho organizacional

As empresas como um todo estão em constante mutação, isso é resultado das interações com os ambientes político-legal, cultural, econômico e social a qual ela se relaciona. Essa interação ocorre por meios de agentes, tais como governo, comunidade, sindicatos, clientes, fornecedores, concorrentes e mercado financeiro (NUNES e SALES, 2020).

Esse entendimento engloba três aspectos, operacional, econômico e financeiro, sendo que o aspecto financeiro, tem a funcionalidade de assegurar ou manter a liquidez da empresa (DOLABELLA, 1995; SILVA, 2002).

As decisões estratégicas, administrativas e operacionais são os temas que vão impactar e decidir as condições futuras das empresas no mercado (NUNES e SALES, 2020). Essas estratégias servem como guia para as empresas desenvolverem e utilizarem recursos chaves, para se atingir os objetivos desejados em um ambiente dinâmico e competitivo (FAWCETT, STANLEY e SMITH, 1997). No entanto, os impactos que as estratégias assumem nas operações são dependentes de como elas são transmitidas para a organização e da sua sistemática de avaliação (ANGELO, 2005).

O desenvolvimento de um comportamento operacional compatível com a estratégia definida é fortemente influenciado pelo acompanhamento de indicadores que monitoram as atividades que agregam valor ao negócio. Ou seja, os indicadores de desempenho são um meio para se analisar o cumprimento dos objetivos previamente traçados pelo planejamento estratégico (ANGELO, 2005).

“[...] decidir significa optar por uma alternativa ação em detrimento de outras disponíveis, em função de preferências, disponibilidades, grau de aceitação do risco, etc. Nessa visão, decidir antecipadamente significa controlar o seu próprio futuro” (FREZATTI, 2008).

A constante corrida por uma posição privilegiada no mercado ou até mesmo pela sobrevivência têm levado as organizações a atuarem de maneira diferente, com estratégias diversificadas e mais elaboradas, bem como identificar recursos e atividades que tragam vantagem competitiva, assim como (BARNEY, 1991) e (PORTER, 2008) expõem como condição para a superioridade de desempenho. A compreensão do desempenho das empresas e suas estratégias corporativas têm sido alvo de constates estudos através da análise da estrutura competitiva do mercado como um elemento central, de acordo com (PORTER, 2008).

Grant (1991) afirma que a procura constante das empresas pela maximização do emprego dos recursos causa os desequilíbrios das firmas e dos mercados, sendo que dessas imperfeições do mercado é que as empresas extraem suas vantagens competitivas. Portanto, a noção de vantagem competitiva requer o desenvolvimento (renovação, investimento e alavancagem) de novos recursos e capacidades ou a combinação de habilidades (capacidades/competências) ou ainda, de recursos únicos (dinâmicos/essenciais) que construa, mantenha e realce as vantagens distintivas e difíceis de imitar, além da exploração das capacidades internas e externas e dos recursos (COLLIS e MONTGOMERY, 1995; TEECE, PISANO e SHUEN, 1997; PRAHALAD e HAMEL, 2006).

Nesse sentido, avaliação de desempenho organizacional é fundamental para se compreender se as ações e os resultados da empresa estão em sintonia com a estratégia estabelecida corporativamente (LAVIERI e CUNHA, 2009). Para a mensuração do desempenho é importante verificar se os objetivos estabelecidos pela empresa estão sendo

alcançados, ajudando ainda na melhor aplicação dos recursos (CHAVES, ALCÂNTARA e ASSUMPÇÃO, 2008).

Entretanto, existem muitas medidas para avaliar o desempenho das empresas, assim como diversas definições sobre desempenho organizacional e, sendo este um fenômeno complexo e multifacetado, acaba escapando de uma visão simplista. Diferentes pesquisadores têm focado sua atenção em aspectos distintos e específicos do conceito de desempenho (CARNEIRO, SILVA, *et al.*, 2005).

A grande dificuldade atual é identificar qual a estrutura ideal do Sistema de Medição de Desempenho (SMD) (RIBEIRO, MACEDO e MARQUES, 2012). Um SMD deve incluir medidas internas e externas à organização, financeiras e não financeiras, sem perder o foco estratégico (SILVA, PAMPLONA e BORNIA, 2006). Entretanto, a questão central é inicialmente definir quais critérios devem ser observados e como eles devem ser combinados para que o resultado da avaliação seja satisfatório (RIBEIRO, MACEDO e MARQUES, 2012). Cabe ressaltar que os diferentes critérios podem ser agrupados em perspectivas de diferentes naturezas (CARNEIRO, SILVA, *et al.*, 2005).

Assim, um bom sistema de mensuração deve ser capaz de orientar a empresa no processo de decisão, agilizando, conseqüentemente, o foco em atividades que realmente agreguem valor. Assim sendo, o desempenho está relacionado à forma como as estratégias e as metas são definidas pela organização e como elas orientam os esforços para garantir o sucesso organizacional (BECKER, 2018).

Desse modo, um sistema de mensuração de *performance* pode ser definido como o jogo de métricas usado para quantificar tanto a eficiência quanto a eficácia das ações das empresas. Porém, os autores esclarecem que a mensuração do desempenho pode ser encarada como um processo de quantificação, mas seus efeitos são para estimular a ação, através de uma atuação gerencial consistente, que conduza à realização das estratégias (NEELY, GREGORY e PLATTS, 2005).

Além disso, mensurar o desempenho organizacional é um processo permanente e repetitivo. Através de tal avaliação, além do melhoramento de falhas, o gestor pode se preparar para enfrentar as mudanças ambientais a que a empresa está sujeita, sendo interessante para a companhia realizar tal mensuração em relação a seu ambiente competitivo (MACEDO, CÍPOLA, *et al.*, 2008).

Barney (1991) completa ao afirmar que o caminho do sucesso, quando da implementação de uma estratégia, passa pela criação de condições específicas que permitam à organização identificar aqueles recursos considerados relevantes na obtenção

da vantagem competitiva sustentável. Segundo (DRUCKER, 1993), desenvolver as práticas sistemáticas para administrar a autotransformação é um dos desafios mais importantes impostos às organizações, pois a organização tem que estar preparada para abandonar o conhecimento que se tornou obsoleto, aprender a criar o novo através da melhoria contínua de todas as atividades, desenvolver novas aplicações, a partir de seus próprios sucessos, e realizar a inovação contínua como um processo organizado. A geração de um desempenho superior vai depender das receitas obtidas das estratégias e dos custos da execução destas estratégias – custos de desenvolvimento, pesquisa, contratação, treinamento, etc.

Entretanto, a etapa mais crítica é a determinação dos indicadores de desempenho a serem utilizados, pois esta define a eficiência do processo de medição (RIBEIRO, MACEDO e MARQUES, 2012). Determinar quais as medidas que devem ser realizadas dependem da complexidade do processo que se deseja avaliar, da sua importância em relação às metas estabelecidas pela empresa e da expectativa de uso gerencial posterior destes dados (CHAVES, ALCÂNTARA e ASSUMPÇÃO, 2008).

Existem diversos estudos sobre qual a melhor forma de avaliar o desempenho organizacional de uma empresa. Uma gama de definições para desempenho organizacional foi criada, mas não há um consenso sobre qual definição seria a melhor ou uma receita específica de critérios e indicadores a serem utilizados (BARNEY, 2010). Nesse contexto, um ponto a ser observado é o aumento da utilização de medidas não financeiras, que têm sido cada vez mais evidenciadas em decisões e relatórios. Não só pela necessidade que os executivos veem em ampliar suas ferramentas de gestão, mas também na propagação do uso dos sistemas de mensuração de desempenho demandada por essas necessidades. Dessa maneira, os indicadores não financeiros encontram um ambiente propício à sua implementação, sendo foco de várias metodologias e modelos de avaliação do desempenho organizacional, tal como o BSC – *Balanced Scorecard* (VIANNA, 2009).

Mesmo com a evolução de diversos sistemas de medição de desempenho, a dificuldade de se lidar com o universo de medidas de desempenho ainda é muito grande. Por ser um fenômeno que possui muitos aspectos, o desempenho organizacional acaba se tornando por muitas vezes complexo de se abordar (MACEDO e CORRÊA, 2010).

Por exemplo, a avaliação de desempenho financeiro, quando bem realizada, garante suporte ao processo decisório na organização, principalmente quando são envolvidos planos estratégicos que podem influenciar no crescimento da organização e

criação de valor para os acionistas. As análises com esse foco objetivam fundamentar o gestor no momento de definir políticas, ações e metas presentes no planejamento estratégico da organização (SOUZA, 2020). Além disso, a preocupação com índices financeiros é necessária também por conta da prestação de contas da empresa com a sociedade. Ou melhor, o desempenho financeiro influencia diretamente o comportamento social corporativo das empresas, pois as que têm um bom desempenho financeiro podem aplicar recursos na dimensão social (PAVIE, 2008).

Entretanto, como já foi evidenciado, apesar de muito importantes e essenciais para avaliar a saúde da empresa, os indicadores financeiros não são suficientes. Pois, apesar de servirem para avaliar a gestão e gerar algumas ações para que os objetivos sejam alcançados, são necessárias outras medidas de desempenho que consigam dar ao gestor maior segurança ao tomar suas decisões tanto interna quanto externamente à empresa (MACEDO e CORRAR, 2010).

Nesse sentido, o desempenho operacional é aquele que utiliza indicadores ligados à produtividade da empresa e à qualidade de seus produtos e serviços. Geralmente, estão vinculados à estrutura do âmbito (setor) ao qual a organização se insere (MACEDO, CÍPOLA, *et al.*, 2008).

Embora ainda pouco utilizados em análises, os quocientes socioambientais têm revelado sua importância ao longo do tempo. Tais índices são necessários para acompanhar o progresso nas diferentes dimensões socioambientais, tornando-se ferramentas de apoio aos tomadores de decisões e àqueles relacionados à elaboração de políticas, além de serem direcionadores para o alcance do desenvolvimento sustentável (GARCIA e GUERRERO, 2006).

Carneiro, Silva, *et al.* (2005) ressaltam que incorporar a complexidade socioambiental ao mundo dos negócios é fundamental. São valores predominantes na sociedade que devem ser estendidos às instituições, ou seja, se uma empresa alcança bom desempenho financeiro à custa do meio ambiente ou da sociedade, seus objetivos não serão atingidos de maneira equilibrada e seu futuro pode ficar ameaçado por ações de governo ou por boicote de clientes. Além disso, conforme (NOGUTI, CAMPOS, *et al.*, 2008), a tendência mundial é que investidores procurem investir seus recursos em empresas que sejam ambientalmente sustentáveis e socialmente responsáveis, além de rentáveis. Essa tendência segue o conceito do *Triple Bottom Line* (TBL), que considera de forma integrada os resultados empresariais nas dimensões econômico-financeira, social e ambiental.

Por esse ângulo, a ampliação do conceito de desempenho socioambiental associado à necessidade de manutenção da integridade financeira e operacional da empresa, pode levar a diferentes interpretações de como se dará a gestão das organizações (MACEDO, CORRAR e SIQUEIRA, 2009).

Portanto, esse trabalho busca desenvolver e analisar a importância de uma série de indicadores de perspectivas distintas (financeira, operacional e socioambiental) na avaliação do desempenho organizacional na validação do estudo.

3. METODOLOGIA

3.1. Estudo de caso

O estudo de caso desta tese está baseado em uma organização, a Baldin Bioenergia, sendo a empresa escolhida pela facilidade de coleta de dados e pelo interesse demonstrado por esta pesquisa.

3.1.1. Baldin Bioenergia

A Baldin Bioenergia está localizada em Pirassununga, um município brasileiro do estado de São Paulo localizado na Região Centro-Leste do estado a uma latitude 21°59'46" Sul e a uma longitude 47°25'33" Oeste, estando a uma altitude de 627 metros. A cidade possui população de 76.877 habitantes (CENSO 2020), e uma área de 727 km² (IBGE, 2020).



Figura 11. Localização de Pirassununga em São Paulo.

Fonte: (WIKIPÉDIA, 2020)

A principal fonte de arrecadação de impostos no município de Pirassununga é o setor sucroenergético, com destaque para as indústrias de aguardente (Caninha 51, Cachaça 21, além de outros produtores), açúcar líquido e as usinas de açúcar e álcool, as quais são controladas pelo Grupo Espanhol Abengoa Bioenergia Brasil (Usina São Luiz), além disso existem a Baldin Bioenergia (Usina Taboão), São Pedro Bioenergia (Usina Alfa) e a Usina Ferrari, na divisa com o município de Porto Ferreira (SICONFI, 2020).

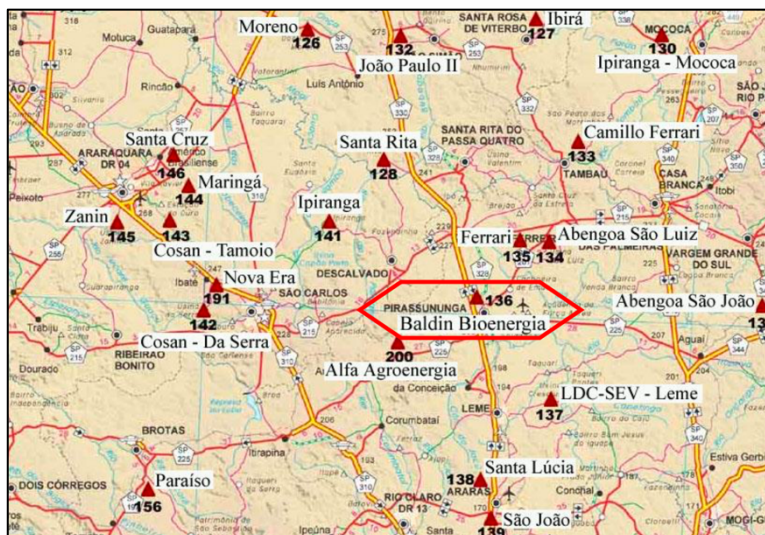


Figura 12. Local do projeto e unidades concorrentes mais próximas.

Fonte: Elaborado pelo autor e adaptado de (UDOP, 2020).

A empresa em análise possui um parque industrial com a capacidade máxima de processar 2.500.000 toneladas de cana-de-açúcar por ano, atuando na produção e comercialização de açúcar cristal, álcool etílico hidratado carburante, xarope/mel e geração de energia elétrica comercial (cogeração).



Figura 13. Vista aérea da Baldin Bioenergia.

Fonte: Acervo Baldin Bioenergia.

A Baldin Bioenergia continua investindo em sua estrutura agrícola com a compra de novos equipamentos, visando cumprir com as exigências legais, além de buscar insistentemente menores custos e melhores resultados econômicos e financeiros.

A empresa conta com 86% da colheita mecanizada. Já a estrutura de CTT (Corte, Transbordo e Transporte) é em grande parte terceirizada, destacando apenas que o corte mecanizado é parcialmente terceirizado, já o corte manual e a estrutura de apoio com comboios são totalmente próprias.

Cerca de 30% da estrutura agrícola de máquinas para a manutenção da lavoura é própria.

3.2. Dimensionamento

Considerando o objetivo do trabalho, a sistemática para o desenvolvimento do modelo teve como ponto de partida a análise do sistema mecanizado de colheita de cana-de-açúcar.

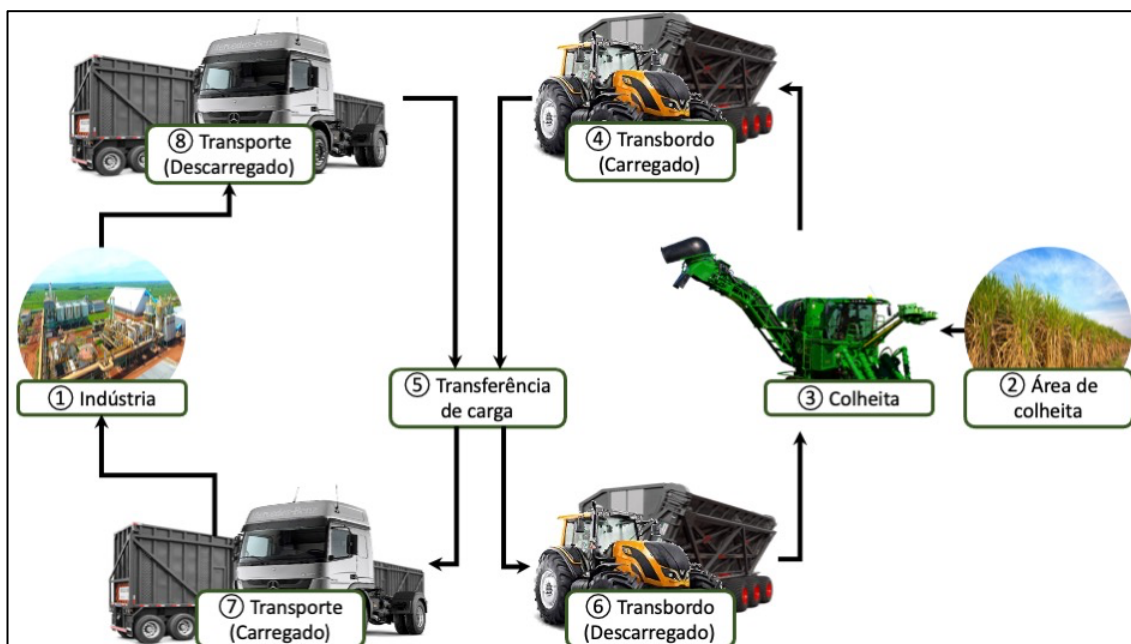


Figura 14. Sistema mecanizado de colheita de cana-de-açúcar.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Com o propósito de atender a demanda industrial (1), o sistema de colheita é iniciado na área de colheita (2) pelo corte e limpeza parcial da matéria-prima pela colhedora (3), essa matéria-prima é descarregada no veículo transbordo (4) que acompanha a colhedora. Esse veículo transbordo, quando “cheio”, se desloca até o ponto de transferência de carga (5) da matéria-prima colhida para uma carreta disponível. A carreta, por sua vez, quando atingir sua capacidade de carga, se desloca atrelada a um caminhão até a unidade industrial (7), de modo a entregar a cana-de-açúcar para ser

processada. Realizadas as transferências de carga, tanto o veículo transbordo (6) quanto a carreta e o caminhão (8) retornam para os respectivos pontos, dando início a um novo ciclo.

Para esse fim, conforme aplicado por Milan e Rosa (2015), o desenvolvimento do modelo computacional foi realizado pela análise e entendimento das relações envolvidas do problema, seguida da construção de um algoritmo. O algoritmo foi transformado em um programa por meio da codificação das instruções, de acordo com as propriedades do programa/linguagem, permitindo ao computador interpretar a sequência de cálculos e decisões. O programa foi verificado quanto a erros, durante e após a sua construção, e validado.

Posteriormente, o modelo foi aplicado na análise do problema em questão e no desenvolvimento de cenários e simulações que permitem avaliar o problema de diversos ângulos. Um exemplo de algoritmo para realizar o dimensionamento operacional e econômico de um sistema mecanizado é representado pelo fluxograma ilustrado a seguir.

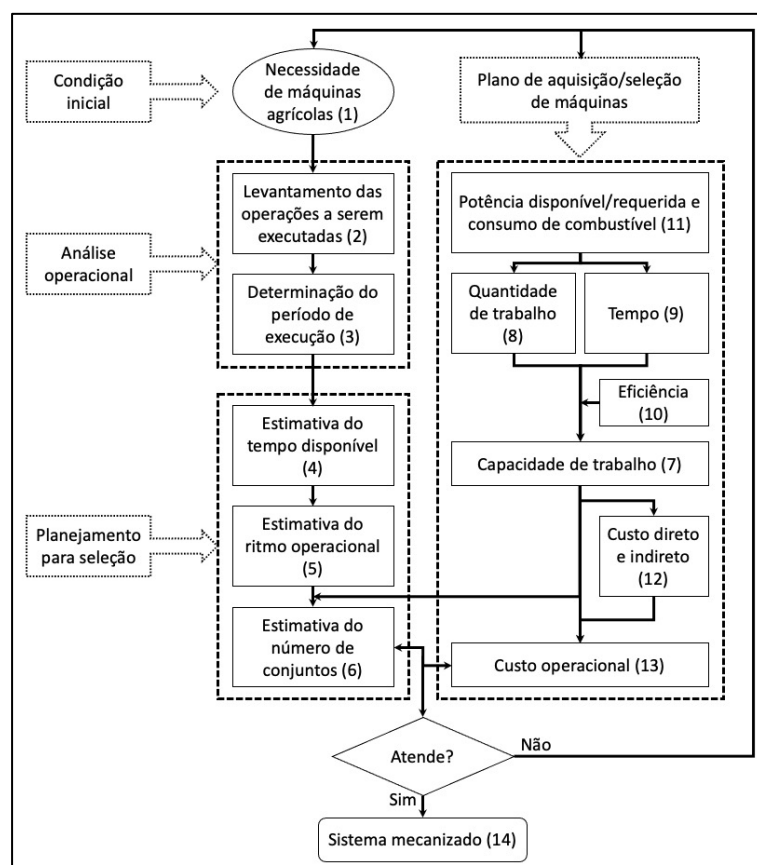


Figura 15. Fluxograma para o dimensionamento operacional e econômico de sistemas mecanizados agrícolas.

Fonte: Elaborado pelo autor e adaptado de (MILAN e ROSA, 2015).

De acordo com a Figura 15, o dimensionamento de um sistema mecanizado tem início pela necessidade em se adquirir máquinas (1), para atender uma nova área agrícola ou substituir uma frota existente, total ou parcialmente. As operações a serem executadas (2) e as respectivas épocas de realização são definidas (3) na análise operacional e essas informações são utilizadas na etapa de planejamento para seleção. No planejamento, determina-se o tempo disponível (4) e o ritmo operacional (5) – quantidade de trabalho a ser realizada na unidade de tempo. Com base no ritmo operacional e na capacidade de trabalho da máquina (7), calcula-se o número de conjuntos necessários (6) para atender as condições definidas na análise operacional. A determinação da capacidade de trabalho é realizada com base na quantidade de trabalho (8) que a máquina pode realizar na unidade de tempo (9), adequando-se a potência disponível, por exemplo, do motor do trator com a potência requerida (11) pelo implemento e a eficiência da operação (10). A associação entre a capacidade operacional e os custos diretos e indiretos (12) determinam o custo operacional (13). Se o resultado se mostrar adequado, encerra-se o processo (14), caso contrário, as alternativas para viabilizar o sistema devem ser reavaliadas.

O algoritmo foi desenvolvido primeiramente no *software* Excel®, pois embora a planilha tenha limitações de recursos, como por exemplo, eventual fragilidade no que diz respeito à segurança operacional ou, em especial, quanto a capacidade do processamento de dados, trata-se de uma plataforma de baixo custo, com ampla utilização e fácil manipulação. Portanto, a estruturação do modelo em planilha eletrônica foi entendida como uma etapa preliminar de desenvolvimento de um *software* dedicado, tendo por objetivo consolidar os conceitos e relações que representam o sistema em questão.

As Figuras 16, 17 e 18 apresentam algumas análises do algoritmo desenvolvido no *software* Excel®.



Figura 18. Resumo dos *outputs* do algoritmo desenvolvido em Excel®.

Fonte: Elaborado pelo autor.

Posteriormente, o modelo recebeu o nome de “AgroCTT 4.0” com o desenvolvimento de um *software* dedicado, alvo do presente estudo, que objetivou incrementar as variáveis em comparação ao antigo modelo e, ainda, avaliar suas interações probabilísticas ao combinar informações climáticas, operacionais, financeiras, gerenciais, logísticas e administrativas de variados bancos de dados (*big data*).

Em vista disso, para a construção do “AgroCTT 4.0” foi empregado o uso do *software* R, uma linguagem em ambiente computacional estatístico no formato de projeto de *software* livre de código aberto (*open source*), por permitir a realização de testes estatísticos variados, estatística linear e não-linear, modelagem, análise de séries temporais, classificação, *clustering*, entre outros (SILVA, ANA, *et al.*, 2017). Especificamente, foi adotada a linguagem R Markdown, que tem o propósito de facilitar a reprodutibilidade da presente pesquisa. Desse modo, a replicação da pesquisa representará obedecer toda a análise estatística novamente, reproduzir gráficos e tabelas e anexar no documento final, no mesmo ambiente de trabalho (GANDRUD, 2013).

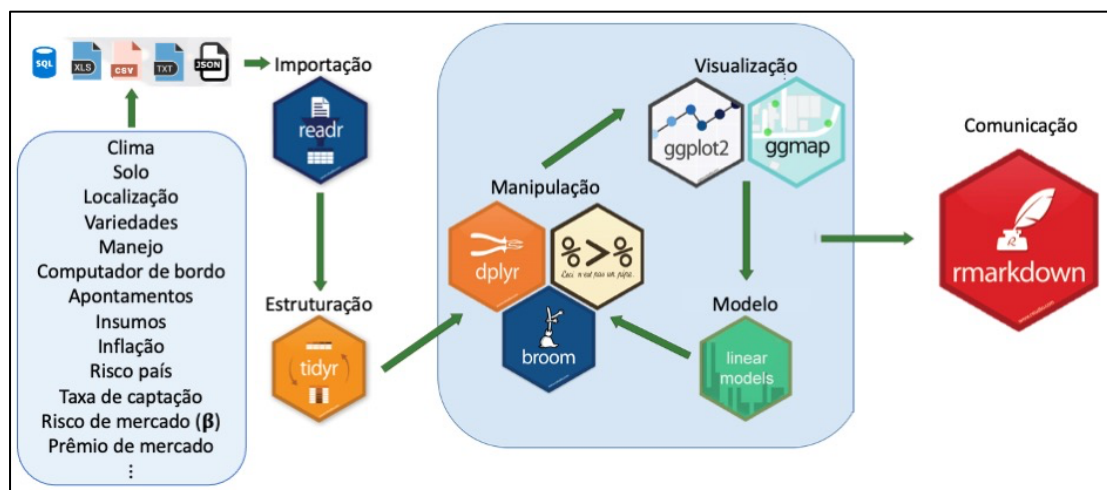


Figura 19. Fluxograma de uso para aplicação do R Markdown.

Fonte: Elaborado pelo autor.

A rotina de cálculo adotada no R tem início com as restrições que respeitem os limites de capacidade de processamento da indústria, que busca estabelecer a quantidade de matéria-prima a ser processada em um determinado horizonte de tempo e, que ainda, maximize o índice de Açúcar Total Recuperável (ATR) com aplicação do método simplex.

Feito isso, é determinado o ritmo operacional, que expressa, no caso do sistema de colheita, quais devem ser as capacidades operacionais do sistema para que o mesmo atenda a respectiva demanda industrial.

A capacidade operacional de cada operação que compõem o sistema de colheita depende da relação entre o planejamento de moagem e a produtividade agrícola, levando-se em conta as perdas na operação, que por sua vez, também são interferidas pelo índice de colheabilidade de cada região e suas variações durante todo o período de safra.

“[...] índice de colheabilidade tem por objetivo identificar em pré-colheita as condições de um talhão cultivado com cana de açúcar, servindo de base para tomada de decisões com relação às condições críticas para o desempenho das colhedoras, ou seja, a partir de determinadas características dos canaviais, serão tomadas medidas gerenciais para que as mesmas sejam melhoradas para a safra subsequente ou até mesmo para que haja alterações na forma de operar as máquinas que irão colher neste

canavial, possibilitando ganhos em desempenho operacional associado à qualidade de colheita desejada no que diz respeito às perdas de matéria-prima, quantidade de impurezas vegetais e minerais aceitáveis e proteção das soqueiras quanto aos danos.” (RAMOS, 2016)

Com base nestes dados, foram realizados os cálculos das capacidades operacionais, de campo ou de produção e de indicadores de desempenho como quantidade de cana colhida por máquina, a relação veículos transbordo por colhedora, a distância percorrida por caminhão na safra, entre outros. Por meio desses *inputs*, foram aplicados métodos estatísticos que se fundamentam em amostragens aleatórias massivas na obtenção dos resultados.

A razão entre o ritmo operacional e a capacidade operacional, resulta, no caso do corte, no número necessário de colhedoras para atender a demanda industrial, desencadeando, por sua vez, a quantificação dos demais equipamentos envolvidos, encerrando-se a etapa do dimensionamento operacional.

A inserção dos dados econômicos também é realizada a partir dos subsistemas e servem de base para determinar os custos totais, soma de custos fixos e variáveis, que são expressos em função das horas de utilização ou distância percorrida, no caso do transporte. Relacionando os custos totais com as respectivas capacidades operacionais, determina-se o custo operacional.

A repetição desta rotina, respeitando as restrições de entrada, demonstra detalhadamente a criação de cenários que visa obter o máximo ganho de qualidade da matéria-prima ao menor custo operacional do sistema de colheita. Graficamente, essa repetição permite visualizar a Fronteira de Pareto e, assim, identificar entre todas as estratégias possíveis, aquela com maior margem de prêmio.

Ademais, ao aplicar variadas técnicas para avaliar o Erro Quadrático Médio Multivariado, o “AgroCTT 4.0” busca descrever a variabilidade existente em um grupo de variáveis correlacionadas por suas componentes principais, permitindo assim reduzir possíveis redundâncias e analisar possíveis riscos.

Todas as equações fundamentais para o desenvolvimento do modelo são baseadas nos trabalhos de Mialhe (1974), Whitney (1988), Balastreire (1990), Milan (2004), Hunt (2007), Fernandes (2011), Milan e Rosa (2015) e Rosa (2017).

3.2.1. Dimensionamento operacional

A primeira etapa consiste em estimar o tempo disponível para cada operação com base nas condições propostas na análise operacional.

$$TD_{Mês_i} = JT N_{Dias_{mês_i}} (Disp_{Agr_{mês_i}} + Disp_{Ind_{mês_i}} - 1) \quad (Eq. 12)$$

$$TD = \sum_{i=1}^{12} TD_{Mês_i} \quad (Eq. 13)$$

Em que:

TD = Tempo disponível, em horas;

$TD_{Mês_i}$ = Tempo disponível para cada mês de safra, em horas;

JT = Jornada de trabalho diária, em horas;

$Disp_{Agr_{mês_i}}$ = Disponibilidade agrícola prevista para cada mês de safra;

$Disp_{Ind_{mês_i}}$ = Disponibilidade industrial prevista para cada mês de safra;

$N_{Dias_{mês_i}}$ = Número de dias disponíveis em cada mês de safra;

i = de 1 à 12 referente aos meses de janeiro à dezembro;

A JT é uma decisão administrativa realizada com base nas necessidades da organização e na legislação vigente. A disponibilidade agrícola ($Disp_{Agr}$) leva em conta o percentual do tempo atribuído ao trabalho das máquinas agrícolas em relação as condições climáticas e, a disponibilidade industrial ($Disp_{Ind}$) considera o percentual do tempo atribuído a moagem da matéria-prima pela indústria. Os dias disponíveis de safra (N_{Dias}) somam os dias efetivos de safra e essa soma tem relação direta com o ritmo de moagem diário (R_m), que por sua vez irá interferir em TD , quando fixado um valor alvo para moagem total (MT) do planejamento de moagem (PM), conforme a Equação 14.

$$MT = \frac{N_{Dias} R_m}{TD} \quad (Eq. 14)$$

O R_m é uma decisão administrativa sobre influência da capacidade instalada da indústria para processamento da matéria-prima e de contratos que possam existir para entrega da matéria-prima em diferentes períodos durante a safra.

Dessa forma, considerando o ATR – Açúcares Totais Redutores – como a função objetivo, os N_{Dias} de safra que otimizam esse objetivo pode ser estruturado como:

Maximizar $[ATR]$

Sujeito a:

$$\begin{aligned}
 R_{m_{min}} &\leq R_{m_i} \leq R_{m_{max}} \quad \text{para } i = \{i \in \mathbb{Z} | 1 \geq i \leq 12\} \\
 N_{Dias_{mês_i}} &\geq 0 \\
 N_{Dias_{mês_i}} &\leq \text{Max} [N_{Dias_{mês_i}}] \\
 \sum_{i=1}^{12} MT_i &= MT
 \end{aligned} \tag{Eq. 15}$$

Em que:

$R_{m_{min}}$ = Ritmo de moagem mínimo da indústria ou definido pela administração;

$R_{m_{max}}$ = Ritmo de moagem máximo da indústria ou definido pela administração;

$\text{Max} [N_{Dias_{mês_i}}]$ = Dias disponíveis de safra para cada mês;

O ritmo operacional (RO), expressa a quantidade de trabalho a ser realizada no tempo disponível para cada operação, conforme equação 16:

$$RO = R_m (1 - R_{m_{contratos}}) \tag{Eq. 16}$$

Em que:

$R_{m_{contratos}}$ = Ritmo de moagem atribuído a restrições contratuais, em porcentagem;

A jornada de trabalho (JT), por sua vez, é determinada pela relação entre a quantidade de horas por turno (h_{turno}) e o número de turnos por dia de operação (N_{turno}), Equação 17:

$$JT = h_{turmo} N_{turmo} \quad (\text{Eq. 17})$$

A produtividade agrícola líquida (PA_{liq}), é determinada com base na relação entre a produtividade agrícola (PA) e o percentual de perdas na colheita (P_{colh}), Equação 18:

$$PA_{liq} = PA - (PA P_{colh}) \quad (\text{Eq. 18})$$

No dimensionamento de conjuntos motomecanizados, a determinação do número de equipamentos é resultado da relação entre a demanda da operação, representada pelo ritmo operacional (RO), e a capacidade de trabalho da máquina, quantidade de trabalho que a máquina consegue realizar em um horizonte de tempo. Se esta capacidade utiliza um referencial de área para expressar seu desempenho, como hectares por hora, atribui-se o nome de capacidade de campo a tal indicador, enquanto se a expressão remeter a quantidade de trabalho em termos de volume ou massa, como toneladas por hora, aplica-se o termo capacidade de produção (ROSA, 2017). Em que, no presente modelo, foi adotado para todas as operações em análise a capacidade de produção dos conjuntos.

A capacidade de trabalho pode ser expressa como capacidade efetiva, que relaciona apenas o tempo que a máquina está de fato trabalhando, realizando a operação para a qual foi projetada. A capacidade operacional considera além dos tempos efetivos, os demais tempos necessários à operação, como manobras de cabeceira, reabastecimento de insumos e pequenas regulagens (ROSA, 2017). Para fins de modelagem, esta diferença entre os tempos pode ser tratada a partir do indicador de eficiência (Ef), a ser parametrizado conforme a eficiência de colheita (Ef_{Corte}), a eficiência do ciclo de transbordamento (Ef_{Transb}) ou, ainda, a eficiência do ciclo de transporte (Ef_{Transp}) para cada operação.

$$Ef = 1 - t_{RM} - t_{Man} - t_{Adm} \quad (\text{Eq. 19})$$

Em que:

Ef = Eficiência, em porcentagem;

t_{RM} = Tempo disponível para reparos e manutenção, em porcentagem;

t_{Man} = Tempo na execução de manobras de cabeceira, em porcentagem;

t_{Adm} = Tempo em atividades paralelas a operação como troca de turno, mudanças de área, refeição, entre outros sobre gestão e decisão administrativa para cada operação, em porcentagem;

3.2.1.1. Corte

Para a colheita, a largura de trabalho é definida como o produto da multiplicação entre o espaçamento (Esp) em que a colhedora está operando e o número de fileiras colhidas por passada ($N_{fileiras}$).

$$CPO_{Corte} = Ef_{Corte} \left(\frac{PA_{liq} Esp N_{fileiras} V}{10} \right) \quad (Eq. 20)$$

Em que:

CPO_{Corte} = Capacidade de produção operacional da operação de corte, em $t h^{-1}$;

Ef_{Corte} = Eficiência de colheita, em porcentagem;

V = Velocidade de trabalho da colhedora, em $km h^{-1}$;

Em função da jornada de trabalho diária (JT) é possível calcular a capacidade de produção diária de cada colhedora ($CPO_{CorteDia}$).

$$CPO_{CorteDia} = JT CPO_{Corte} \quad (Eq. 21)$$

Por fim, a relação entre o ritmo operacional, calculado na Equação 16, e a capacidade de campo operacional das colhedoras, Equação 20, resulta na determinação do número de colhedoras (N_C).

$$N_C = \frac{RO}{CPO_{Corte}} \quad (Eq. 22)$$

Considerando que o número de colhedoras (N_C) resulte em um número decimal, o que em prática não se aplica, adicionou-se uma etapa de cálculo condicional.

Minimizar $[N_C]$

Sujeito a:

$$\text{Para } \alpha = \beta_{N_C} \Rightarrow \begin{cases} \text{Se } H_0: \sum_{N_C=1}^{N_C} CPO_{Corte_{N_C}} \geq RO, & N_C \\ \text{Se } H_1: \sum_{N_C=1}^{N_C} CPO_{Corte_{N_C}} < RO, & N_C + 1 \end{cases} \quad (\text{Eq. 23})$$

$$N_C = \{N_C \in \mathbb{Z} | N_C > 0\}$$

Em que:

α = Probabilidade de se rejeitar a hipótese nula (nível de significância);

β_{N_C} = Limite aceito ao risco de falta de entrega de matéria-prima pela operação de corte;

H_0 = Hipótese nula;

H_1 = Hipótese alternativa;

Sendo assim, o valor de N_C será sempre um número inteiro, partindo do pressuposto que em prática é a única condição que se aplica.

Nesse caso, o nível de significância que tende a zero poderá interferir diretamente nos custos, vida útil dos equipamentos e na análise dos riscos operacionais, pois apesar da capacidade original de trabalho da máquina se manter, têm-se uma redução aparente da capacidade de campo, redução essa que expressa a “folga” do planejamento.

Ao passo que o caminho contrário, em que o nível de significância esteja atribuído a um elevado valor de β_{N_C} também poderá interferir diretamente nos custos, vida útil dos equipamentos e na análise dos riscos operacionais, pois apesar da capacidade original de trabalho da máquina se manter, têm-se um aumento aparente da capacidade de campo com a redução da “folga” do planejamento e, conseqüentemente, um aumento sobre o valor do risco (do inglês, *Value at Risk* – VaR), aplicado para avaliar as possíveis perdas que se pode ter devido a inúmeros fatores que influenciam na operação.

3.2.1.2. Transbordamento

A operação de transbordamento é caracterizada pela movimentação interna no talhão da matéria-prima colhida. Considerando a dinâmica do sistema mecanizado de

colheita, o ciclo de transbordo ($t_{Transb_{Ciclo}}$) é dado pela somatória dos tempos de carregamento ($t_{Transb_{Carr}}$), deslocamento vazio ($t_{Transb_{Desloc_V}}$) e carregado ($t_{Transb_{Desloc_C}}$) e descarregamento ($t_{Transb_{Descarr}}$).

$$t_{Transb_{Ciclo}} = t_{Transb_{Carr}} + t_{Transb_{Desloc_V}} + t_{Transb_{Desloc_C}} + t_{Transb_{Descarr}} \quad (\text{Eq. 24})$$

O tempo de carregamento do transbordo ($t_{Transb_{Carr}}$) é a relação entre a capacidade de carga do transbordo (Cap_{Transb}) e a capacidade de produção operacional da colhedora (CPO_{Corte}).

$$t_{Transb_{Carr}} = \frac{Cap_{Transb}}{CPO_{Corte}} \quad (\text{Eq. 25})$$

Os tempos de deslocamento, por sua vez, são determinados em função da distância até o ponto de transferência de carga (PTC) e a velocidade de deslocamento vazio ($V_{Transb_{Desloc_V}}$) e carregado ($V_{Transb_{Desloc_C}}$). Esta diferenciação é aplicada, uma vez que tais variáveis podem apresentar valores diferentes dependendo dos trechos em questão, como por exemplo, layouts de talhão, além de velocidades distintas dado a condição de carga, cheio ou vazio.

$$t_{Transb_{Desloc_V}} = \frac{PTC}{V_{Transb_{Desloc_V}}} \quad (\text{Eq. 26})$$

$$t_{Transb_{Desloc_C}} = \frac{PTC}{V_{Transb_{Desloc_C}}} \quad (\text{Eq. 27})$$

O tempo de descarregamento ($t_{Transb_{Descarr}}$) ou transferência de carga do transbordo para caminhão é um valor de entrada a ser inserido por uma premissa do usuário.

A relação da capacidade de carga do transbordo (Cap_{Transb}), do tempo de ciclo ($t_{Transb_{Ciclo}}$) e da eficiência do ciclo de transbordamento (Ef_{Transb}), determina a capacidade de produção operacional do transbordo (CPO_{Transb}).

$$CPO_{Transb} = Ef_{Transb} \left(\frac{Cap_{Transb}}{t_{TransbCiclo}} \right) \quad (\text{Eq. 28})$$

A relação entre as capacidades operacionais da colhedora (CPO_{Corte}) e do transbordo (CPO_{Transb}), resulta no número de transbordos necessários para atender cada colhedora ($R_{VT/C}$).

$$R_{VT/C} = \frac{CPO_{Corte}}{CPO_{Transb}} \quad (\text{Eq. 29})$$

A relação do índice ($R_{VT/C}$) com o número de colhedoras (N_C), equação (22), fornece o número de veículos transbordo (N_{VT}), sujeito as condições a seguir:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar}[N_{VT}] \\ & \text{Sujeito a:} \\ & \text{Para } \alpha = \beta_{N_{Transb}} \Rightarrow \begin{cases} \text{Se } H_0: \sum_{N_{VT}=1}^{N_{VT}} CPO_{Transb_{N_{VT}}} \geq RO, & N_{VT} \\ \text{Se } H_1: \sum_{N_{VT}=1}^{N_{VT}} CPO_{Transb_{N_{VT}}} < RO, & N_{VT} + 1 \end{cases} \quad (\text{Eq. 30}) \\ & \sum_{N_{VT}=1}^{N_{VT}} CPO_{Transb_{N_{VT}}} \geq R_{VT/C} \\ & N_{VT} = \{N_{VT} \in \mathbb{N}^*\} \end{aligned}$$

Em que:

$\beta_{N_{Transb}}$ = Limite aceito ao risco de falta de entrega de matéria-prima pela operação de transbordamento;

3.2.1.3. Transporte

A operação de transporte representa a interface final entre a produção agrícola e o processamento industrial da matéria-prima. O dimensionamento operacional é semelhante ao do subsistema transbordo. O tempo total de ciclo do transporte é calculado

pela somatória dos tempos de carregamento ($t_{TranspCiclo}$) é dado pela somatória dos tempos de carregamento ($t_{TranspCarr}$), deslocamento vazio ($t_{TranspDeslocV}$) e carregado ($t_{TranspDeslocC}$) e descarregamento ($t_{TranspDescarr}$).

$$t_{TranspCiclo} = t_{TranspCarr} + t_{TranspDeslocV} + t_{TranspDeslocC} + t_{TranspDescarr} \quad (\text{Eq. 31})$$

O tempo de carregamento do transbordo ($t_{TranspCarr}$) é a relação entre a capacidade de carga do transporte (Cap_{Transp}) e a capacidade de produção operacional da colhedora (CPO_{Corte}).

$$t_{TranspCarr} = \frac{Cap_{Transp}}{CPO_{Corte}} \quad (\text{Eq. 32})$$

Os tempos de deslocamento, por sua vez, são determinados em função da distância da área de colheita e o polo industrial ($Raio$) e a velocidade de deslocamento vazio ($V_{TranspDeslocV}$) e carregado ($V_{TranspDeslocC}$). Esta diferenciação é aplicada, uma vez que tais variáveis podem apresentar valores diferentes dependendo dos trechos em questão, como por exemplo, distância das áreas de colheita, além de velocidades distintas dado a condição de carga, cheio ou vazio.

$$t_{TranspDeslocV} = \frac{Raio}{V_{TranspDeslocV}} \quad (\text{Eq. 33})$$

$$t_{TranspDeslocC} = \frac{Raio}{V_{TranspDeslocC}} \quad (\text{Eq. 34})$$

A relação da capacidade de carga do transporte (Cap_{Transp}), do tempo de ciclo ($t_{TranspCiclo}$) e da eficiência do ciclo do transporte (Ef_{Transp}), determina a capacidade de produção operacional do transporte (CPO_{Transp}).

$$CPO_{Transp} = Ef_{Transp} \left(\frac{Cap_{Transp}}{t_{TranspCiclo}} \right) \quad (\text{Eq. 35})$$

A relação entre as capacidades operacionais da colhedora (CPO_{Corte}) e do transporte (CPO_{Transp}), resulta no número de conjuntos de transporte necessários ($R_{T/C}$).

$$R_{T/C} = \frac{CPO_{Corte}}{CPO_{Transp}} \quad (\text{Eq. 36})$$

A relação do índice ($R_{T/C}$) com o número de colhedoras (N_C), equação (22), fornece o número de conjuntos de transporte (N_T), sujeito as condições a seguir:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar}[N_T] \\ & \text{Sujeito a:} \\ & \text{Para } \alpha = \beta_{N_{Transp}} \Rightarrow \begin{cases} \text{Se } H_0: \sum_{N_T=1}^{N_T} CPO_{Transp_{N_T}} \geq RO, & N_T \\ \text{Se } H_1: \sum_{N_T=1}^{N_T} CPO_{Transp_{N_T}} < RO, & N_T + 1 \end{cases} \quad (\text{Eq. 37}) \\ & \sum_{N_T=1}^{N_T} CPO_{Transp_{N_T}} \geq R_{T/C} \\ & N_T = \{N_T \in \mathbb{N}^*\} \end{aligned}$$

Em que:

$\beta_{N_{Transp}}$ = Limite aceito ao risco de falta de entrega de matéria-prima pela operação de transporte;

3.2.1.4. Operadores

O cálculo da mão-de-obra envolvida no sistema de colheita depende do número de turnos em que a operação vai ocorrer e da quantidade de pessoas alocada por máquina e por turno.

É comum encontrar casos em que o número de colaboradores por máquina em cada turno seja maior que o número de equipamentos, devido ao fato da necessidade de revezamento para cobrir as folgas dos operadores, previstas pela legislação trabalhista.

Além desses “folguistas”, pode haver a presença de auxiliares de campo para apoiar a coordenação das operações, aumentando ainda mais o número de colaboradores.

Sendo assim, o resultado das equações listadas a seguir podem resultar em um número decimal e, caso isso ocorra, o mesmo será arredondado para o maior número inteiro.

$$N_{OpC} = N_C N_{Turno} N_{OpEq} \quad (\text{Eq. 38})$$

$$N_{OpVT} = N_{VT} N_{Turno} N_{OpEq} \quad (\text{Eq. 39})$$

$$N_{OpT} = N_T N_{Turno} N_{OpEq} \quad (\text{Eq. 40})$$

$$N_{Op} = N_{OpC} N_{OpVT} N_{OpT} \quad (\text{Eq. 41})$$

Em que:

N_{OpC} = Número de colaboradores na operação de corte;

N_{OpVT} = Número de colaboradores na operação de transbordamento;

N_{OpT} = Número de colaboradores na operação de transporte;

N_{OpC} = Número total de colaboradores;

N_{Turno} = Número de turnos;

N_{OpEq} = Número de colaboradores por equipamento;

3.2.2. Dimensionamento econômico

O desempenho econômico de uma determinada máquina agrícola deve estar relacionada ao seu desempenho operacional. Ainda que o indicador de custos em função da “hora máquina” seja amplamente difundido, inclusive no mercado de terceirização de serviços mecanizados, sua utilização deve ser feita com cautela, já que pouco revela em termos de eficiência econômica. Tal consideração pode ser visualizada de forma clara na Equação 42 que define o custo operacional para o subsistema corte (COP_{Corte}), que tende a diminuir à medida que se aumenta a capacidade operacional pela colhedora. Ressalta-se que o indicador de capacidade utilizado foi o ajustado ou real, conforme considerações realizadas na Equação 21 (ROSA, 2017).

$$COP_{Corte} = \frac{CT_{Corte}}{CPO_{Corte}} \quad (\text{Eq. 42})$$

Em que:

COP_{Corte} = Custo operacional do corte, em $R\$ tc^{-1}$;

CT_{Corte} = Custo total do corte, em $R\$ h^{-1}$;

Para a operação de transbordamento o cálculo é semelhante, respeitando-se as respectivas variáveis de custo total (CT_{Transb}) e capacidade de produção operacional (CPO_{Transb}).

$$COP_{Transb} = \frac{CT_{Transb}}{CPO_{Transb}} \quad (\text{Eq. 43})$$

Em que:

COP_{Transb} = Custo operacional do transbordamento, em $R\$ tc^{-1}$;

CT_{Transb} = Custo total do transbordamento, em $R\$ h^{-1}$;

Em função das especificidades técnicas, a operação de transporte, por sua vez, utiliza o parâmetro “ $R\$ km^{-1}$ ” como referencial de custos e, portanto, necessita de outras variáveis para ter seu parâmetro convertido em parâmetro “ $R\$ tc^{-1}$ ” como as demais operações.

$$COP_{Transp} = \frac{CT_{Transp} Dist_{safra}}{PM} \quad (\text{Eq. 44})$$

Em que:

COP_{Transp} = Custo operacional do transporte, em $R\$ tc^{-1}$;

CT_{Transp} = Custo total do transbordamento, em $R\$ km^{-1}$;

$Dist_{safra}$ = Distância percorrida em toda a safra, em km ;

PM = Planejamento de moagem para safra, em tc ;

Sendo assim, a somatória dos custos operacionais dos subsistemas revela o custo operacional do sistema de colheita (COP_{CTT}).

$$COP_{CTT} = COP_{Corte} + COP_{Transb} + COP_{Transp} \quad (\text{Eq. 45})$$

Em que:

COP_{CTT} = Custo operacional do sistema de colheita, em $R\$ \text{ } tc^{-1}$;

Deste modo, respeitando-se as especificidades de cada operação do sistema de colheita, a determinação dos custos operacionais depende dos custos totais, cuja composição é dada pela somatória dos custos fixos (CF) e variáveis (CV).

$$CT = CF + CV \quad (\text{Eq. 46})$$

Em que:

CT = Custo total, em $R\$ \text{ } tc^{-1}$ ou $R\$ \text{ } km^{-1}$;

CF = Custo fixo, em $R\$ \text{ } tc^{-1}$ ou $R\$ \text{ } km^{-1}$;

CV = Custo variável, em $R\$ \text{ } tc^{-1}$ ou $R\$ \text{ } km^{-1}$;

3.2.2.1. Custo fixo

Segundo Rosa (2017), os custos fixos são aqueles que independem do uso e eles irão ocorrer com utilização ou não da máquina. Para sua determinação utilizou-se a proposta da ASABE (2011) que contempla a depreciação, remuneração sobre o capital investido (custo de oportunidade), alojamentos, seguros e taxas. No modelo foi incluído também, como custo fixo, a mão-de-obra referente aos operadores.

$$CF_{Ano} = Depr_{Ano} + RSC_{Ano} + AST_{Ano} + Op_{Ano} \quad (\text{Eq. 47})$$

Em que:

CF_{Ano} = Custo fixo anual, em $R\$ \text{ } ano^{-1}$;

$Depr_{Ano}$ = Depreciação anual, em $R\$ \text{ } ano^{-1}$;

RSC_{Ano} = Remuneração sobre o capital investido, em $R\$ \text{ } ano^{-1}$;

AST_{Ano} = Alojamentos, seguros e taxa anual, em $R\$ \text{ } ano^{-1}$;

Op_{Ano} = Custo com operador por anual, em $R\$ \text{ } ano^{-1}$;

Considerando, entretanto, que os equipamentos podem ter diferentes intensidades de uso, conforme demonstrado nas Equações 42, 43 e 44, o cálculo dos custos fixos específicos, por unidade de uso ($R\$ \text{ } tc^{-1}$ ou $R\$ \text{ } km^{-1}$), são determinados de acordo com as equações a seguir.

$$CF = \frac{CF_{Ano}}{HT_{Ano}} \quad (\text{Eq. 48})$$

Em que:

CF = Custo fixo anual, em $R\$ \text{ } h^{-1}$;

HT_{Ano} = Horas trabalhados do equipamento por ano, em $h \text{ } ano^{-1}$;

$$CF = \frac{CF_{Ano}}{Dist_{Safr}} \quad (\text{Eq. 49})$$

Foi aplicado o método linear para o cálculo da depreciação anual.

$$Depr_{Ano} = \frac{(V_i - V_f)}{VU_{Anos}} \quad (\text{Eq. 50})$$

Em que:

V_i = Valor inicial do equipamento, em $R\$$;

V_f = Valor final do equipamento, em $R\$$;

V_i = Vida útil do equipamento, em *anos*;

Para o cálculo da remuneração sobre o capital investido (custo de oportunidade), foi adotado o método sugerido por Lima (2003).

$$RSC_{Ano} = V_i [(1 + TMA)^{VU_{anos}} - 1] \quad (\text{Eq. 51})$$

Em que:

TMA = Taxa mínima de atratividade, em %;

Para o cálculo da alojamentos, seguros e taxas, foi adotado o método a seguir.

$$AST_{Ano} = V_i FAST \quad (Eq. 52)$$

Em que:

$FAST$ = Fator de alojamentos, seguros e taxas, em %;

O custo com operadores no ano é dado pela relação direta entre os salários fixos pagos aos funcionários, inclusive encargos, em um horizonte de um ano. No caso, como o dimensionamento dos custos é feito de forma individual, ou seja, por operação, o valor determinado está sujeito ainda a relação de operadores por máquina.

$$Op_{Ano} = \frac{12 SF N_{OpEq}}{N_{Eq}} \quad (Eq. 53)$$

Em que:

SF = Salários fixos com encargos dos operadores, em $R\$ m^{-1}$;

N_{OpEq} = Número de operadores por equipamento, podendo ser igual a N_{OpC} ou N_{OpVT} ou N_{OpT} ;

N_{Eq} = Número de equipamento por operação, podendo ser igual a N_C ou N_{VT} ou N_T ;

3.2.2.2. Custo variável

Os custos variáveis, conforme ASABE (2011), referem-se basicamente aos gastos com combustíveis e reparos e manutenção. No caso do transporte, entretanto, os pneus, em função da quantidade e intensidade de uso, podem assumir parcela significativa nos custos, sendo considerados no modelo separadamente (ROSA, 2017).

$$CV = CC + CRM + CP \quad (Eq. 54)$$

Em que:

CV = Custo variável, em $R\$ h^{-1}$ ou $R\$ km^{-1}$;

CC = Custo com combustível, em $R\$ h^{-1}$ ou $R\$ km^{-1}$;

CRM = Custo com reparo e manutenção, em $R\$ h^{-1}$ ou $R\$ km^{-1}$;

CP = Custo de pneu, em $R\$ km^{-1}$ (apenas para operação de transporte);

O custo com combustível é determinado pela relação direta entre o consumo específico de cada equipamento que compõe o sistema e preço do combustível.

$$CC = CCE_{Eq} CPO_{Eq} PC \quad (\text{Eq. 55})$$

Em que:

CCE_{Eq} = Consumo de combustível específico do equipamento, em $L\ tc^{-1}$ ou $L\ km^{-1}$;

CPO_{Eq} = Capacidade de produção operacional do equipamento, em $tc\ h^{-1}$;

PC = Preço do combustível, em $R\$ L^{-1}$;

O custo de reparo e manutenção é influenciado pelo valor inicial da máquina.

$$CRM = \frac{V_i\ FRM}{VUE_{Horas}} \quad (\text{Eq. 56})$$

Em que:

FRM = Fator de reparo e manutenção, em %;

VUE_{Horas} = Vida útil estimada, em h ;

A determinação dos custos com pneus para a operação de transporte, preconiza dispêndios com pneus novos, recapados e a taxa de estouro.

$$CP = \frac{N_{Pneu} (1 + Taxa_{Estouro}) [CP_{Novo} + (N_{Recap} CP_{Recap})]}{Durab_{Pneu_{Novo}} + (N_{Recap} Durab_{Pneu_{Recap}})} \quad (\text{Eq. 57})$$

Em que:

N_{Pneu} = Número de pneus por veículo;

$Taxa_{Estouro}$ = Taxa de estouro de pneus, em %;

CP_{Novo} = Custo unitário do pneu novo, em $R\$$;

N_{Recap} = Número de recapagens por pneu;

CP_{Recap} = Custo unitário do pneu recapado, em $R\$$;

$Durab_{Pneu_{Novo}}$ = Durabilidade do pneu novo, em *km*;

$Durab_{Pneu_{Recap}}$ = Durabilidade do pneu recapado, em *km*;

3.3. Verificação e validação

Os dados analisados para verificação e validação do presente estudo fazem parte do projeto idealizado e gerido pelo autor na Baldin Bioenergia, denominado Comitê de Planejamento e Controle de Safra, composto pela diretoria agrícola, gerentes, agrícola, de manutenção automotiva, industrial e administrativo e, coordenadores agrícolas (ANEXO A).

Com o objetivo de eliminar inconsistências na memória de cálculo do modelo, verificações foram realizadas durante seu desenvolvimento por meio de simulações pontuais e rotineiras, comparando os valores obtidos com resultados aferidos a partir de cálculos manuais. A análise do comportamento do modelo quanto a consistência dos resultados gerados foi realizada a partir da criação de um cenário base, sendo esse, o ano anterior ao início do projeto Comitê de Planejamento e Controle de Safra, quando as decisões gerenciais eram tomadas sem o auxílio da metodologia proposta nesse trabalho.

A validação dos parâmetros econômicos, por sua vez, foi realizada com cautela, sem comparativo direto com trabalhos já publicados e com defasagem de tempo, dado as questões de inflação à que estão sujeitas as variáveis e, também, as características operacionais que diferentes unidades processadoras podem apresentar e interferir diretamente no desempenho econômico dessas operações.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O modelo estruturado, doravante “AgroCTT 4.0”, permitiu avaliar estratégias distintas para os processos analisados, além de ponderar e diferenciar os dados operacionais e financeiros associados às operações incorporadas ao modelo desenvolvido.

Cabe destacar que os resultados apresentados incorporam apenas indicadores da estrutura própria da Baldin Bioenergia, não contemplando índices das operações terceirizadas. Essa escolha se deve à maior segurança sobre a qualidade dessas informações extraídas do sistema PIMS da empresa.

“O sistema PIMS – Plant Information Management Systems – são sistemas que adquirem dados de processo de diversas fontes, os armazenam em um banco de dados e os disponibilizam através de diversas formas de representação.” (SEIXAS FILHO, 2017)

A partir do PIMS, foi possível visualizar tanto os dados de tempo real como históricos da planta. A informação foi estruturada a partir de tabelas, gráficos de tendência e sinópticos, concentrando em uma única base de dados todas as informações necessárias ao desenvolvimento do projeto.

O documento final de pesquisa que reproduz toda análise com gráficos e tabelas geradas no R Markdown está disponível no ANEXO B.

Cabe ressaltar que o material apresentado no ANEXO B foi estruturado para uma unidade processadora de cana-de-açúcar fictícia, visando apresentar todas as etapas de análise do presente estudo sem expor possíveis estratégias apontadas pelo modelo para a Baldin Bioenergia. Portanto, todas as informações de entrada que são oriundas do banco de dados da empresa foram geradas de maneira em que as condições reais da Baldin Bioenergia não fossem divulgadas.

4.1. AgroCTT 4.0 – detalhamento do plano de colheita ótimo

A Figura 20 apresenta um resumo das informações extraídas do sistema PIMS da empresa, as quais permitiram a identificação das características do índice de colheitabilidade da unidade processadora. A Figura 21, por sua vez, detalha o comportamento das velocidades operacionais com informações extraídas dos computadores de bordos dos equipamentos da empresa.

Essas distribuições de frequência foram utilizadas na simulação para gerar a base de dados utilizada como *input* do modelo.

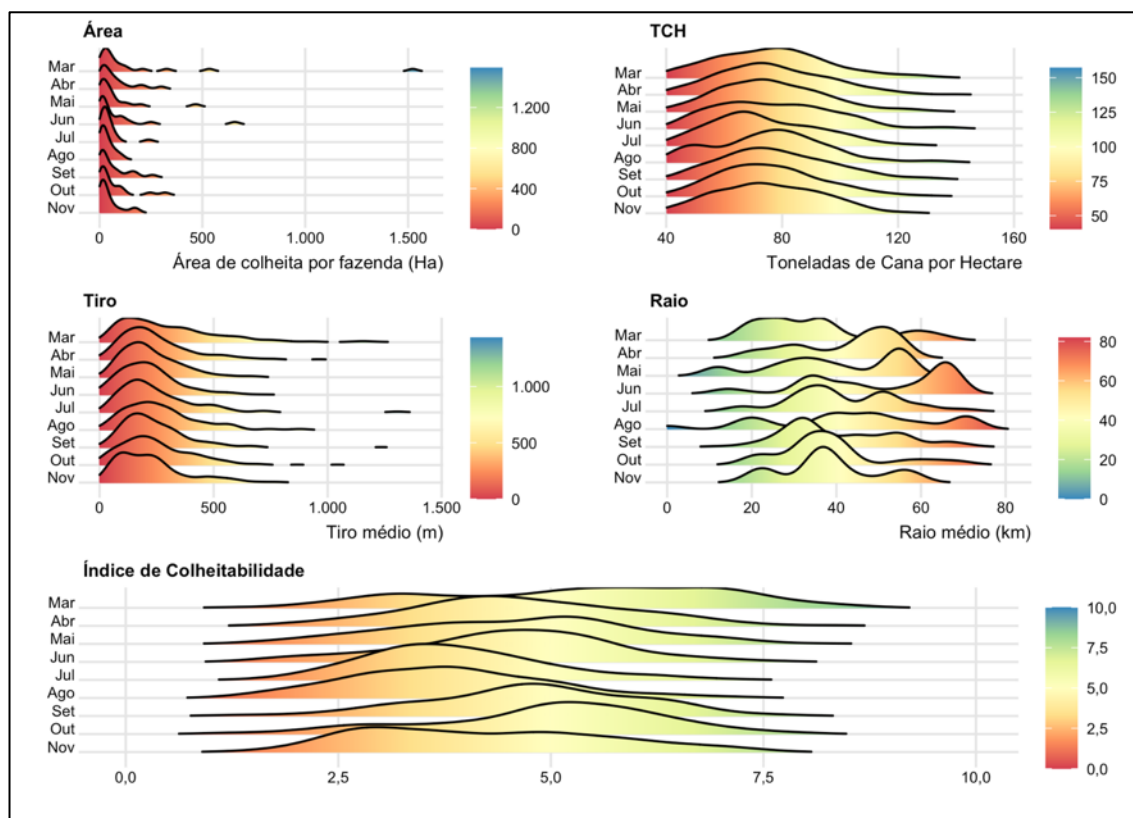


Figura 20. Índice de colheabilidade.

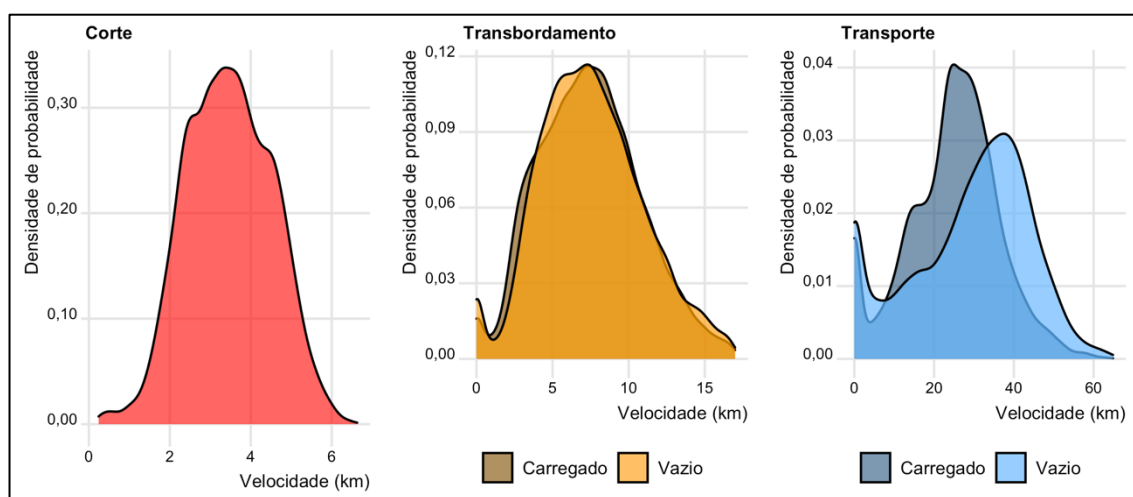


Figura 21. Velocidade em operações produtivas.

Adicionados a outros dados operacionais e combinados com *inputs* financeiros, como identificação do custo de capital, investimentos, o preço das *commodities*, entre

outros, o “AgroCTT 4.0” identificou o melhor plano de safra para ser executado, tendo como objetivo o menor custo operacional e o maior ganho de ATR, conforme exemplificação apresentada na Figura 22.

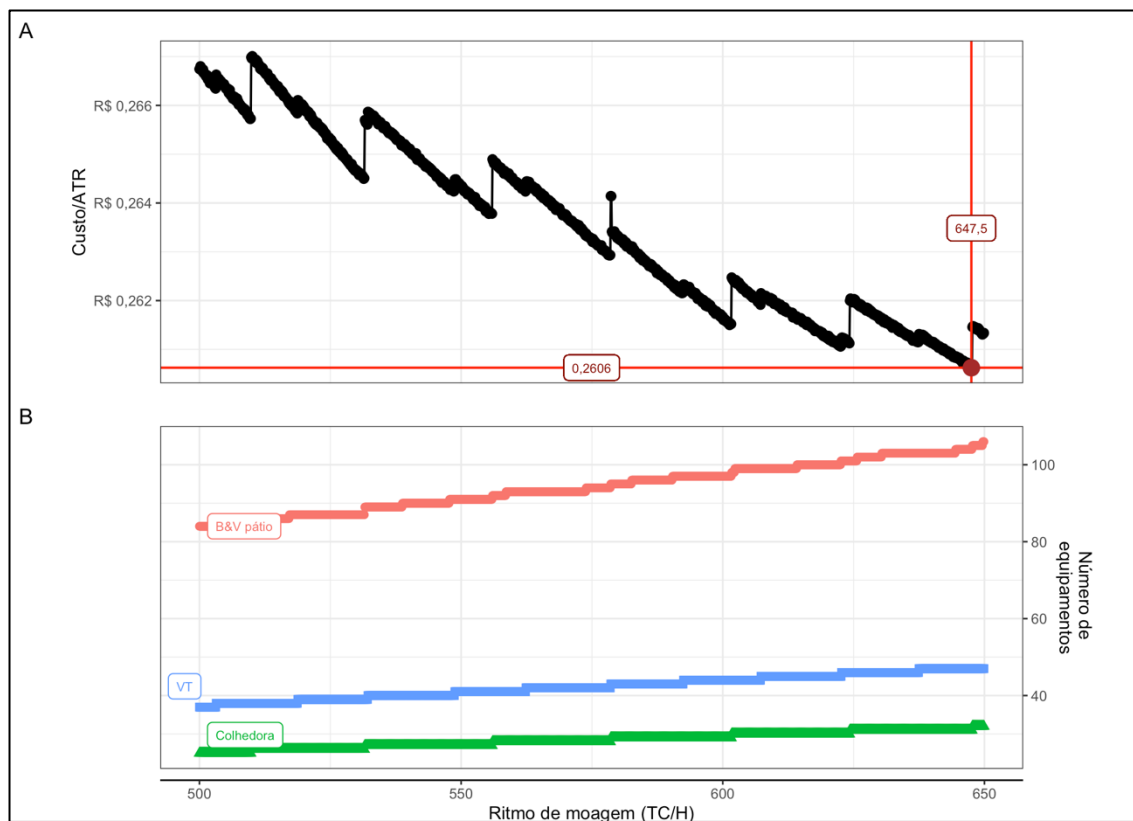


Figura 22. A - Fronteira de Pareto para seleção do plano de safra. / B - Número de equipamentos para as operações de CTT (Corte = Colhedora, Transbordamento = VT = Veículo Transbordo e Transporte = B&V pátio = Caminhões com sistema bate e volta apenas no pátio de descarregamento).

A informações do plano de safra que melhor atendeu as restrições do sistema são detalhadas na Tabela 1 e na Figura 23 a seguir.

Tabela 1. Plano de safra detalhado.

	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	TOTAL
Disponibilidades								
Disp. industrial	95,10%	97,44%	96,52%	96,28%	94,28%	97,92%	93,02%	95,85%
Disp. agrícola	86,34%	88,21%	94,91%	94,16%	86,46%	75,85%	64,02%	84,22%
Disp. agroindustrial	81,44%	85,64%	91,43%	90,44%	80,74%	73,77%	57,04%	80,07%
Dias e ritmos de moagem								
Nº dias de safra	17,9	30,0	31,0	31,0	30,0	31,0	30,0	200,9
Nº dias efetivos/safra	14,6	25,7	28,3	28,0	24,2	22,9	17,1	160,9
Ritmo de moagem	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5
Horas								
Horas de safra	430,2	720,0	744,0	744,0	720,0	744,0	720,0	4.822,2
Horas ind. perdidas	21,1	18,5	25,9	27,7	41,2	15,5	50,3	200,1
Horas agr. perdidas	58,8	84,9	37,8	43,4	97,5	179,6	259,0	761,1
Horas agroind perdidas	79,8	103,4	63,8	71,1	138,7	195,1	309,3	961,2
Horas de moagem	350,4	616,6	680,2	672,9	581,3	548,9	410,7	3.861,0
Volumes de colheita								
MAN	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MANE	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MAN3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MEC	226.858,6	399.266,0	440.454,5	435.693,6	376.418,8	355.383,3	265.925,2	2.500.000,0
MECE	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MEC3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Total	226.858,6	399.266,0	440.454,5	435.693,6	376.418,8	355.383,3	265.925,2	2.500.000,0
Limite crítico superior	250.209,5	457.235,0	467.684,4	479.296,1	425.721,6	430.761,7	330.920,3	2.841.828,6
Limite crítico inferior	203.507,8	341.297,0	413.224,6	392.091,0	327.116,0	280.004,9	200.930,2	2.158.171,4
Volumes de colheita								
ATR (kg/tc)	122,28	127,86	136,49	146,00	151,01	148,57	138,46	139,73
Pol %cana	11,97%	12,60%	13,53%	14,54%	15,05%	14,78%	13,73%	13,86%
AR %caldo	0,66%	0,59%	0,54%	0,51%	0,50%	0,50%	0,52%	0,54%
ART %cana	13,06%	13,66%	14,59%	15,62%	16,16%	15,79%	14,78%	14,92%
%Fibra	12,49%	12,56%	12,74%	12,82%	13,27%	13,50%	14,27%	13,13%
%Pureza do caldo	83,95%	86,34%	88,06%	89,21%	89,54%	89,52%	88,50%	88,13%
Umidade %cana	70,53%	70,00%	68,91%	67,56%	66,31%	66,39%	66,57%	67,88%

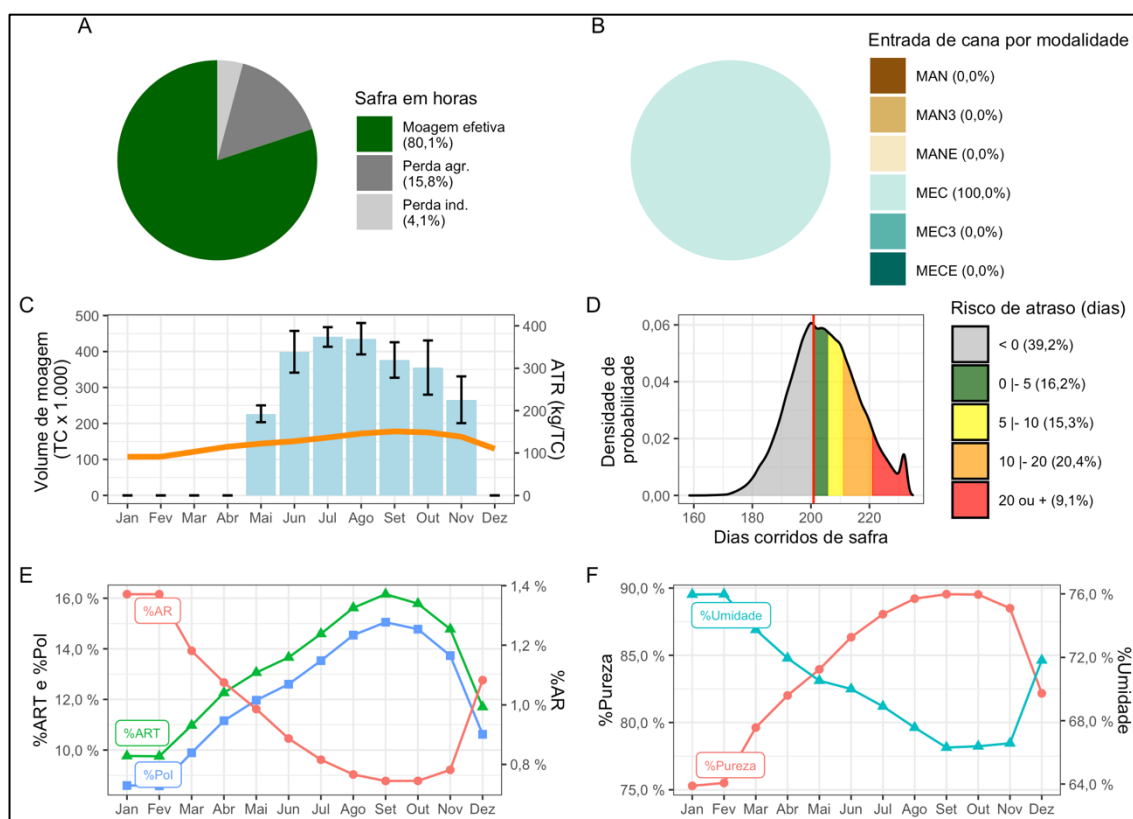


Figura 23. Resumo gráfico das informações listadas na Tabela 1.

Em seguida, são apresentados os detalhes operacionais e econômicos de cada operação. Esses elementos justificam a escolha do plano de safra e são evidenciados nas Figuras 24 a 27 e nas Tabelas 2 e 3.

Tabela 2. Cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de corte.

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Nº de colhedoras	29	30	31	32	33
Improdutivo	21,35%	22,53%	23,70%	24,87%	26,03%
Manutenção	12,30%	12,30%	12,30%	12,30%	12,30%
Produtivo	66,35%	65,17%	64,00%	62,83%	61,68%
Risco de parada	6,72%	2,77%	1,01%	0,33%	0,10%
Contratar estrutura de terceiros?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Custo → Próprio (BRL/TC)	13,44	13,76	14,07	14,38	14,67
Custo → Global (BRL/TC)	15,12	15,25	15,38	15,49	15,60
Value at Risk (VaR → BRL/Safra)	2.540.545,76	1.055.477,97	389.059,22	128.927,19	38.563,78
Orçamento operacional (BRL/Safra)	37.794.420,11	38.134.824,68	38.445.899,45	38.730.831,61	38.993.625,39
Orçamento total (BRL/Safra)	40.334.965,87	39.190.302,65	38.834.958,68	38.859.758,79	39.032.189,17

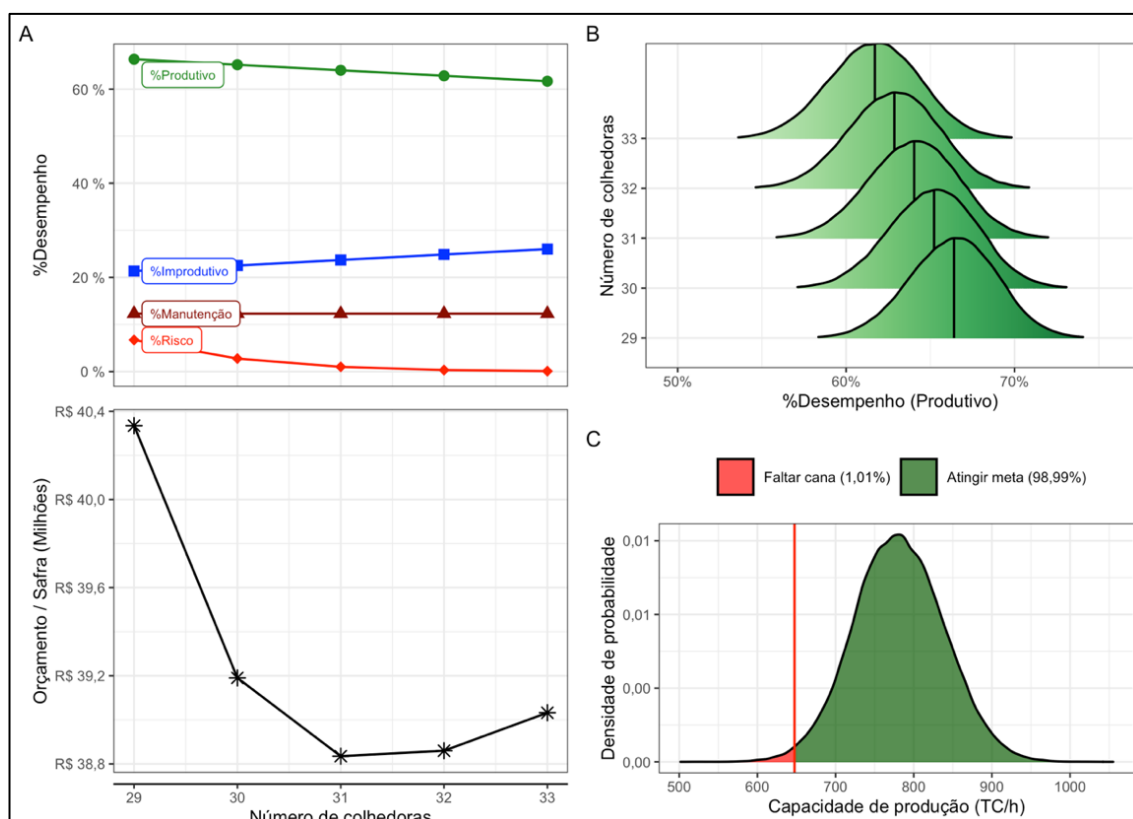


Figura 24. *Dashboard* de cenários comparativos quanto ao valor dimensionado.

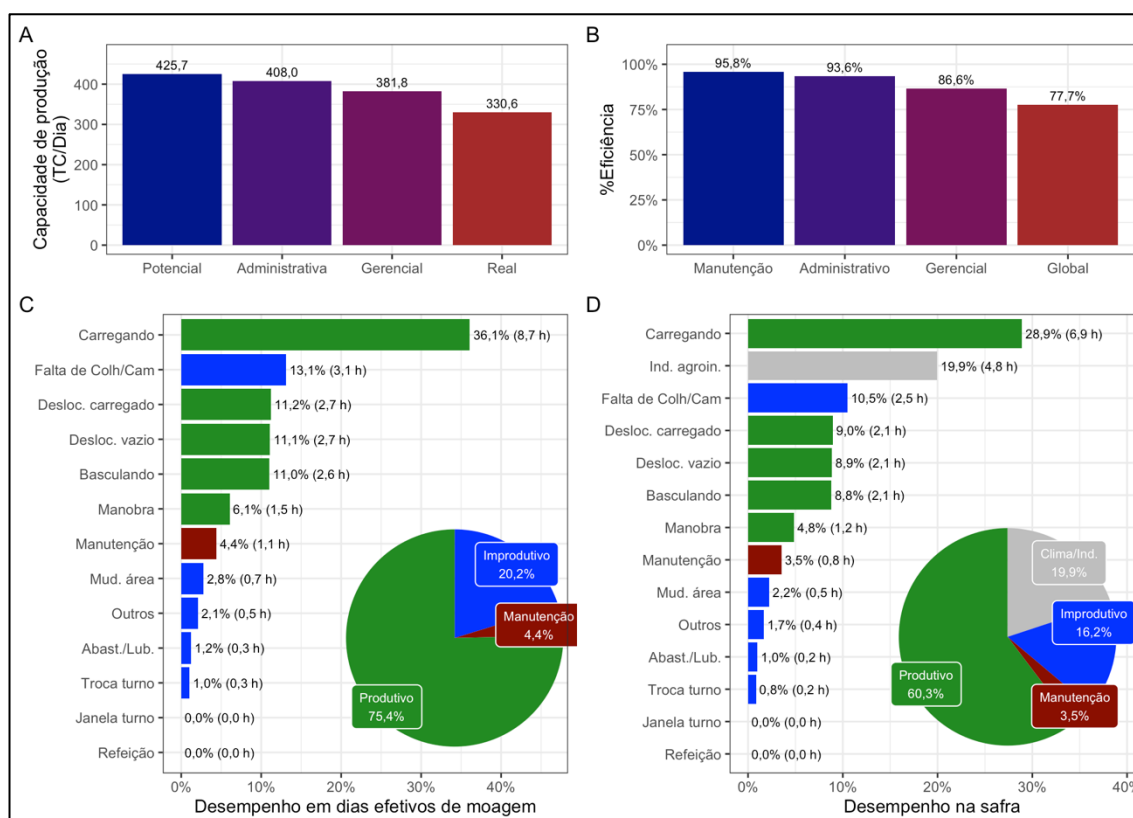


Figura 25. *Dashboard* de desempenho operacional.

Tabela 3. Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.

	Próprio (P)	Terceiros (T)	(P - T)
Relação Carreta:Cavalo	1,16	1,16	0,00
Relação Escravo:Cavalo	0,01	0,01	0,00
Investimento em cavalo mecânico (BRL)	400.000,00	0,00	400.000,00
Investimento em carreta (BRL)	221.057,69	0,00	221.057,69
Investimento em escravo (BRL)	3.846,15	0,00	3.846,15
Investimento total (BRL)	624.903,85	0,00	624.903,85
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa real)	15,16%	13,22%	1,94%
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa nominal)	19,85%	13,22%	6,63%
Período de análise (anos)	7,2	7,2	0,0
Visão econômica			
Custo unitário (BRL/TC)	19,46	12,00	7,46
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(4.388.339,28)	(2.076.923,08)	(2.311.416,20)
Visão contábil			
Custo unitário (BRL/TC)	13,27	12,00	1,27
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(3.320.114,60)	(2.076.923,08)	(1.243.191,52)

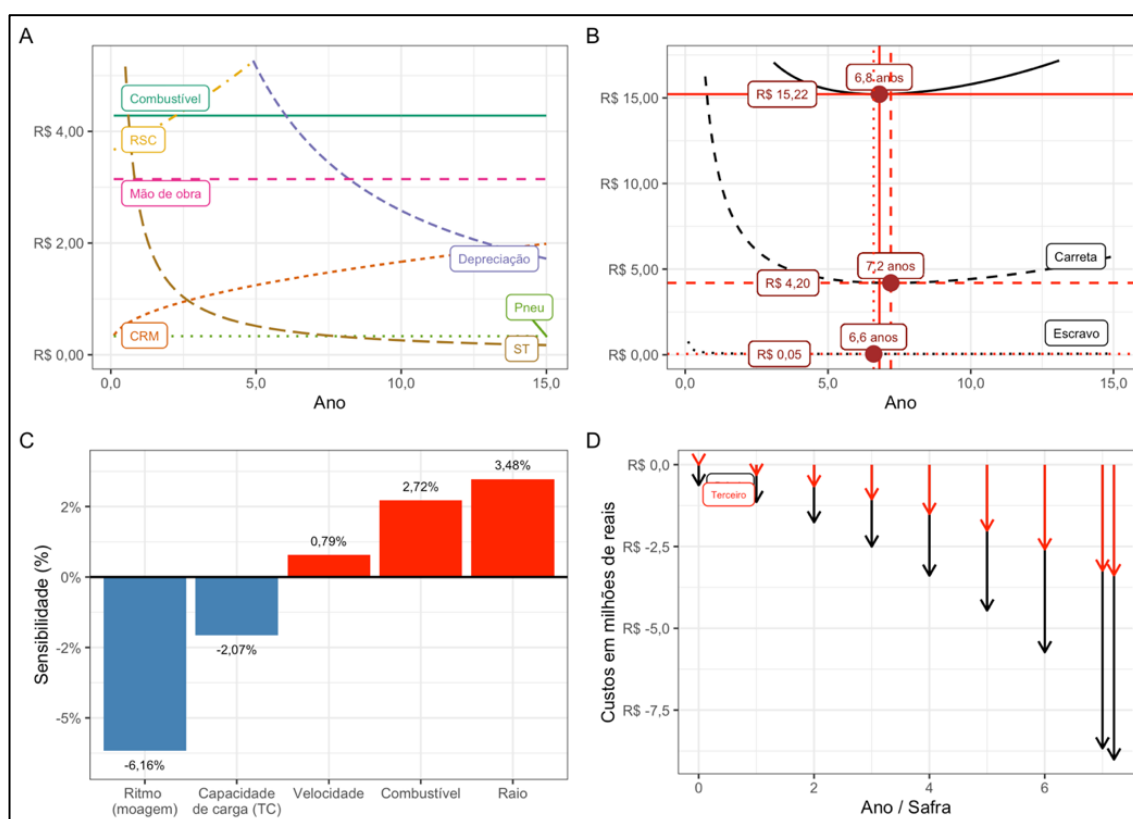


Figura 26. Dashboard de desempenho econômico.

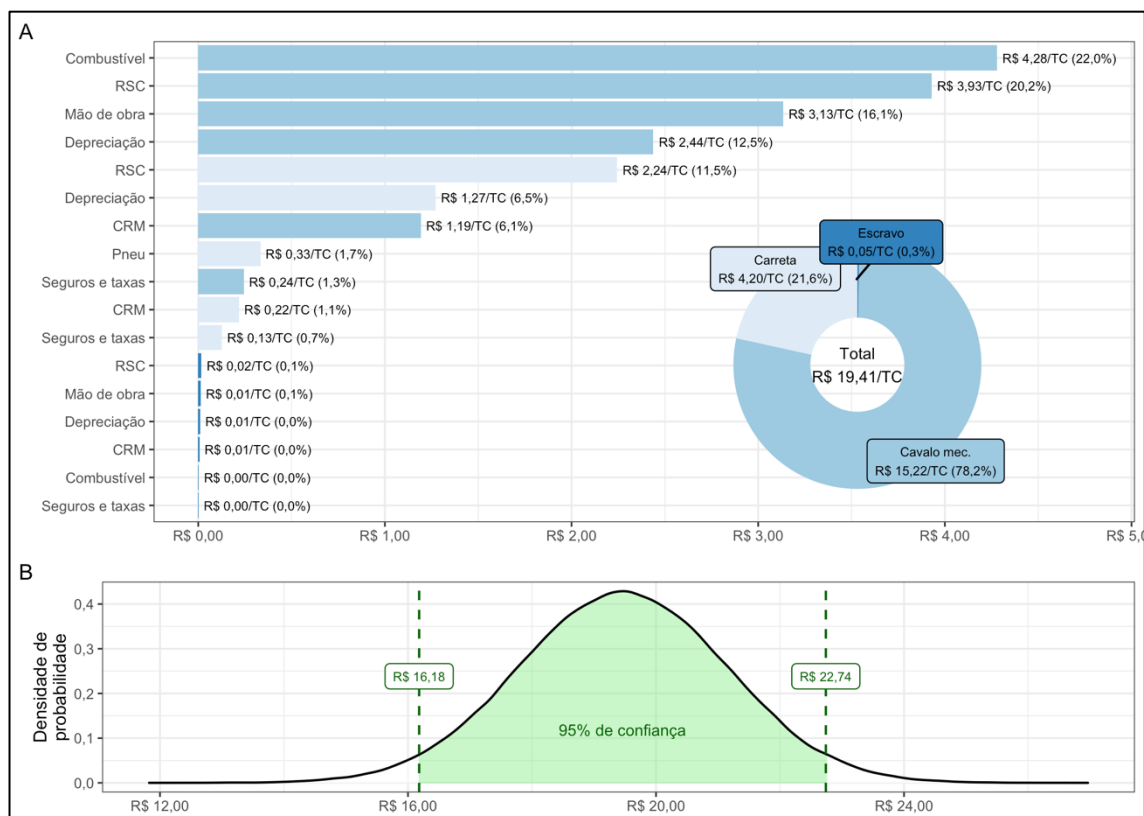


Figura 27. *Dashboard* descritivo dos custos operacionais das operações avaliadas.

As informações até aqui apresentadas buscaram exemplificar a dinâmica de funcionamento do modelo desenvolvido e, ainda, evidenciar como os resultados e informações obtidas podem apoiar a tomada de decisão nas empresas.

Como mencionado anteriormente, os valores utilizados como *input* no modelo foram gerados a partir de simulações baseadas nos dados reais disponibilizados pela Baldin Bioenergia. A estrutura criada, entretanto, foi organizada de forma a impedir qualquer identificação da estratégia adotada pela empresa nas operações avaliadas. Assim, visando retratar os ganhos associados à modelagem aqui desenvolvida, no próximo tópico deste capítulo são apresentados dois exemplos reais de aplicação do modelo.

Esses dois exemplos retratam situações em que as estratégias indicadas pelo modelo foram aplicadas, permitindo, portanto, a comparação dos rendimentos e da eficiência das operações antes e depois da implementação das melhorias indicadas.

4.2. Impacto dos resultados do modelo nos indicadores operacionais da empresa

4.2.1. Corte

Visando avaliar os ganhos de eficiência na operação de corte, os resultados do modelo foram comparados com o *benchmarking* utilizado pela Baldin Bioenergia para avaliar o rendimento médio diário de toneladas colhidas por equipamento.

A Figura 28 apresenta o resultado desse benchmarking para o ano-safra 2016-2017 – esse é o ciclo agrícola que antecede o início do projeto estruturado a partir da análise dos resultados do AgroCTT 4.0.

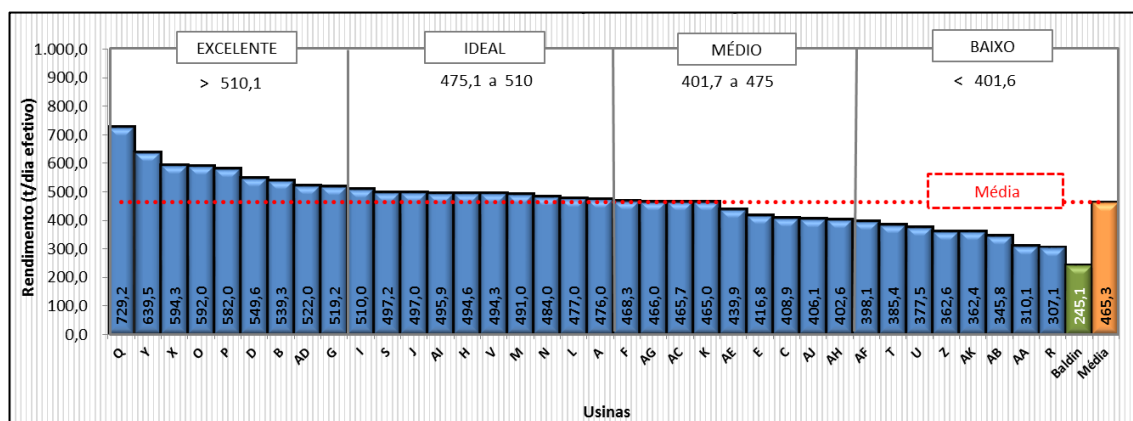


Figura 28. Rendimento em tonelada por dia efetivo (safra 2016/17).

Fonte: Acervo Baldin Bioenergia.

A partir dos dados apresentados na Figura 28 é possível verificar que a Baldin Bioenergia era a última colocada do *ranking* comparativo do estudo na safra 2016/2017. No ciclo seguinte, tendo adotado algumas estratégias apontadas pelo modelo, o rendimento do corte na empresa alcançou a marca de $419,893 \text{ tc dia}^{-1}$ (ANEXO C), representando aumento de 71,3% no rendimento das colhedoras. Os referidos resultados são inclusive apresentados na ATA DE REUNIÃO nº 01/2018 do Comitê de Planejamento e Controle de Safra da empresa (ANEXO D) ao citar:

“Apresentação de resultados prévios sobre a importância do planejamento e controle de safra. A primeira quinzena de abril/2016 o rendimento das colhedoras era de 302 TC/Dia, com a adoção das estratégias e planejamentos, no mesmo período de abril/2017 o rendimento passou para 415 TC/dia ($\uparrow 37\%$). Nesta

safrá, dando sequência ao projeto, a primeira quinzena de abril/2018 obteve rendimento de 515 TC/Dia ($\uparrow 24\%$).”

Os resultados do modelo para a referida ação são detalhados no ANEXO D e destacam a importância do sistema no auxílio das decisões na empresa.

Entre os resultados obtidos, cabe destacar também o consumo de combustível, que passou de $1,46 \text{ L tc}^{-1}$ no ano-safra 2016-2017 (ANEXO E) para $1,12 \text{ L tc}^{-1}$ no ano-safra 2017-2018 (ANEXO F), representando queda de 23,3%. No ano-safra 2018-2019 (ANEXO G) o referido índice chegou a atingir a marca de $1,05 \text{ L tc}^{-1}$, com redução de 6,3% no consumo.

A Figura 26 identifica o posicionamento da Baldin Bioenergia antes da implementação das melhorias indicadas pelo AgroCTT 4.0. Ficando evidente, conforme os dados apresentados nos ANEXOS E, F e G, que nos anos seguintes esse índice atingiu valores superiores aos apresentados pela unidade que liderava este *ranking* na safra 2016/17.

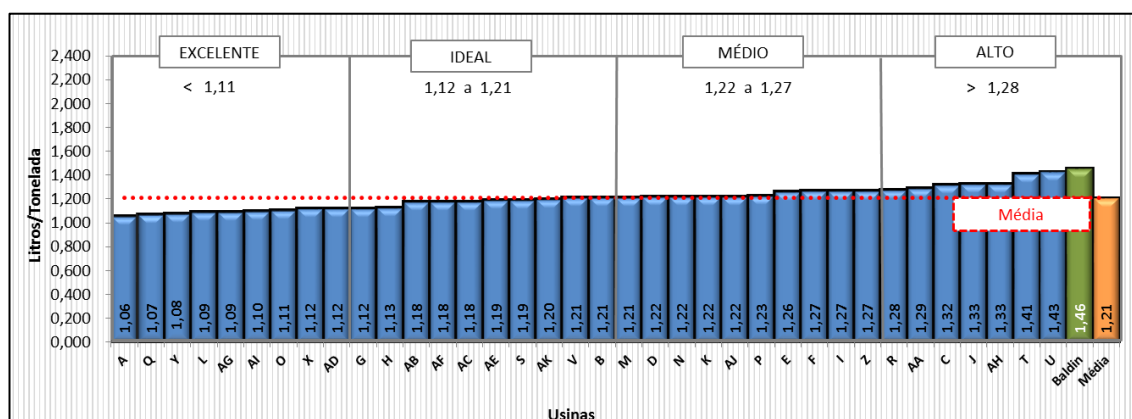


Figura 29. Consumo médio de combustível em litros por tonelada (safra 2016/17).

Fonte: Acervo Baldin Bioenergia.

Os benefícios obtidos pelo menor consumo de combustível vão além da redução de custos operacionais por promover ganhos ambientais com a menor emissão de gases gerados com a queima desses combustíveis fósseis.

Em vista disso, por meio da política do RenovaBio, a empresa teria a possibilidade emitir uma quantidade maior de Créditos de Descarbonização (CBios), gerando receita adicional com a nova sistemática adotada.

4.2.2. Transbordamento

A operação de transbordamento apresentou no ano-safra 2016-2017 o rendimento em tonelada por dia efetivo de $225,036 \text{ tc dia}^{-1}$ (ANEXO H) e, no ano seguinte, com a adoção das estratégias apontadas no modelo, essa marca chegou a $266,787 \text{ tc dia}^{-1}$ (ANEXO I), representando aumento de 18,6%. O índice se manteve estável no ano-safra 2018-2019, com rendimento de $268,269 \text{ tc dia}^{-1}$ (ANEXO J).

O saldo positivo mais discreto quando comparado aos apresentados para operação de corte se relaciona ao posicionamento mais conservador da equipe na adoção de uma relação Veículo Transbordo:Colhedora maior que o dimensionado pelo modelo, como evidência o item nº 4 da ATA DE REUNIÃO nº 01/2018 do Comitê de Planejamento e Controle de Safra (ANEXO D) ao citar:

“[...] relatório apresenta o indicador de aproveitamento de horas disponíveis para operação, que conclui que toda a estrutura, sem exceção, expõe condições para melhorias para o aumento da eficiência. E ainda, reforça a conclusão apresentada nos estudos da safra 2016/17 e discutida desde então, que a relação Colhedora:Transbordo de 1:2 é proporção elevada as condições de uso da Baldin Bioenergia. Desta forma, deve ser utilizada estrategicamente em momentos conforme a demanda real deste uso para gestão dos custos, gerando condições para uso da estrutura em outras atividades [...]”

4.3. Indicadores financeiros

As análises sobre o desempenho econômico obtidas a partir do modelo desenvolvido contribuíram para a identificação de outras estratégias benéficas para a empresa.

Por exemplo, a identificação da vida útil econômica dos equipamentos em função do índice de colheabilidade e as taxas de eficiência gerencial, administrativa e disponibilidade de equipamento, permitiram criar um cronograma de renovação de frota específico ao cenário operacional da Baldin Bioenergia.

Nesse sentido, dois planos de ação foram beneficiados com essas estratégias. O primeiro está relacionado à redução do consumo de combustível decorrente da operação mais eficiente e, ainda, do uso de equipamentos novos com tecnologia mais moderna. O

segundo plano de ação identificado a partir do modelo remete aos ganhos tributários obtidos com a adoção do método de depreciação acelerada. A redução de custos promovida pela implementação dessas estratégias foi significativa, conforme detalhamento a seguir.

4.3.1. Corte

A operação de corte apresentou no ano-safra 2016-2017 o custo de 15,29 $R\$ tc^{-1}$ (ANEXO K) e, no ano seguinte, com a adoção das estratégias apontadas no modelo, o custo chegou a 11,68 $R\$ tc^{-1}$ (ANEXO L), representando queda de 23,6%.

Corrigindo os valores pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo – IPCA (IBGE) – a economia gerada no período, em $R\$ tc^{-1}$, foi de 25,8%, como indica o valor ajustado na Figura 27 a seguir.

Dados básicos da correção pelo IPCA (IBGE)	
Dados informados	
Data inicial	11/2016
Data final	11/2017
Valor nominal	R\$ 15,29 (REAL)
Dados calculados	
Índice de correção no período	1,02988900
Valor percentual correspondente	2,988900 %
Valor corrigido na data final	R\$ 15,75 (REAL)

Figura 30. Correção pelo IPCA (IBGE) dos custos operacionais do corte.

Fonte: Banco Central do Brasil.

4.3.2. Transbordamento

A operação de transbordamento apresentou no ano-safra 2016-2017 o custo de 6,14 $R\$ tc^{-1}$ (ANEXO M) e, no ano seguinte, com a adoção das estratégias apontadas no modelo, o custo chegou a 5,61 $R\$ tc^{-1}$ (ANEXO N), representando queda de 8,6%.

Corrigindo os valores pelo Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo – IPCA (IBGE) – a economia gerada no período, em $R\$ tc^{-1}$, é de 11,2%, como indica o valor ajustado na Figura 28 a seguir.

Dados básicos da correção pelo IPCA (IBGE)	
Dados informados	
Data inicial	11/2016
Data final	11/2017
Valor nominal	R\$ 6,14 (REAL)
Dados calculados	
Índice de correção no período	1,02988900
Valor percentual correspondente	2,988900 %
Valor corrigido na data final	R\$ 6,32 (REAL)

Figura 31. Correção pelo IPCA (IBGE) dos custos operacionais de transbordamento.

Fonte: Banco Central do Brasil.

5. CONCLUSÕES

Com base nos resultados e discussões, rotinas de cálculo e acompanhamento do Comitê de Planejamento e Controle de Safra da Baldin Bioenergia, pode-se afirmar que o modelo desenvolvimento representa de maneira satisfatória o sistema mecanizado de colheita de cana-de-açúcar, podendo ser utilizado na gestão da atividade para a avaliação de cenários, direcionamento de orçamentos e acompanhamentos gerenciais.

Nesse sentido, os benefícios gerados com a metodologia foram de grandezas quantitativas e qualitativas, contribuindo para construção de vantagens econômicas, socioambientais, tributária, operacionais e industriais, por permitir identificação dos ativos de maior valorização de capital, assegurando a manutenção de resultados e aumentando a competitividade da empresa com o acompanhamento durante toda a safra.

Ademais, o modelo apresentado no presente estudo inovou ao tratar o tema proposto com abordagem matemática diferente daquelas usualmente empregadas na literatura, enfatizando o emprego de ferramentas que incorporam incerteza e riscos aos parâmetros e equações do sistema.

6. REFERÊNCIAS

- ABDI, H.; WILLIAMS, L. J. Principal component analysis. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics**, v. 2, n. 4, p. 433-459, 2010.
- AL-GHAMDI, K. A. Robust parameter design of an EDM process. **Quality and Reliability International**, , 2013. v. 29, n. 6, p. 921-934.
- ALMEIDA, L. M. W. D.; PALHARINI, Os "**Mundos da Matemática**" em **Atividades de Modelagem Matemática**. Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC). Londrina. 2012.
- ANDERSON-COOK, C. M.; BORROR, C. M.; MONTGOMERY, D. C. Response surface design evaluation and comparison. **Journal of Statistical Planning and Inference**, , 2009. v. 139, n. 2, p. 629-641.
- ANGELO, J. A. Balança Comercial dos Agronegócios Paulista e Brasileiro de 2019. **Instituto de Economia Agrícola (IEA)**, 2020. Disponível em: <<http://www.iea.agricultura.sp.gov.br/out/TerTexto.php?codTexto=14751>>. Acesso em: 8 Julho 2020.
- ANGELO, L. B. **Indicadores de Desempenho Logístico**. GRUPO DE ESTUDOS LOGÍSTICOS UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA. UFSC. 2005.
- ANP. Dados estatísticos. **Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP)**, 2020. Disponível em: <<http://www.anp.gov.br/dados-estatisticos>>. Acesso em: 8 Julho 2020.
- ARENALES, et al. **Pesquisa Operacional - Para cursos de engenharia**. 2. ed. [S.l.]: GEN LTC, 2015.
- ASABE. **Agricultural machinery management data ASABE D497.7**. [S.l.]: ASABE standards, 2011.
- AZEVEDO FILHO, A. J. B. V.; NEVES, E. M. Pesquisa Operacional na Agricultura Brasileira. **Mini curos - XI Reunião da Sociedade Brasileira de Matemática Aplicada à Computação**, Botucatu, 9 e 10 junho 1988.
- BALASTREIRE, L. A. **Máquinas agrícolas**. São Paulo: Manole, 1990.
- BALM, I. R. Linear Programming applications in Scottish agriculture. **Journal of the Operational Research Society**, 1980. v. 31, p. 387-392.
- BARATA, M. Q. **Otimização econômica do corte e reforma de canaviais**. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 173. 1992.
- BARIL, C.; YACOUT, S.; CLEMENT, B. Design for Six Sigma through collaborative multiobjective optimization. **Computers & Industrial Engineering**, v. 60, n. 1, p. 43-55, 2011.
- BARNEY, J. B. Firm resources and sustained competitive advantage. **Journal of Management**, v. 17, n. 1, p. 99-120, 1991.
- BARNEY, J. B. **Gaining and Sustaining Competitive Advantage**. 4ª Edição: Prentice Hall, 2010.
- BECKER, B. E. **Gestão estratégica de pessoas com “scorecard: interligando pessoas, estratégia e performance**. 1ª Edição: Alta Books, 2018.

- BENEKE, R. R.; WINTERBOER, R. **Linear Programming applications to agriculture**. The Iowa State University Press. [S.l.], p. 244. 1973.
- BEN-TAL, A.; NEMIROVSKI, A. Robust solutions of uncertain linear programs. **Operations Research Letters**, , 1999. v. 25, n. 1, p. 1-13.
- BERTSIMAS, D.; SIM, M. Robust discrete optimization and network flows. **Mathematical Programming Series B**, v. 98 n. 1, p. 49-71, 2003.
- BERTSIMAS, D.; SIM, M. The price of robustness. **Operations Research**, v. 52, n. 1, p. 35-53, 2004.
- BERTSIMAS, D.; THIELE, A. A robust optimization approach to inventory theory. **Operations Research**, v. 54 n. 1, p 150-168, 2006.
- BRATCHELL, N. Multivariate response surface modelling by principal components analysis. **Journal of Chemometrics**, , 1989. v. 3, p. 579-588.
- BRITO, T. G. **Otimização do fresamento de topo do aço ABNT 1045 utilizando projeto de parâmetro robusto**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Mecânica) – Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI. Itajubá, p. 125. 2012.
- BUTTERWORTH, K. Pratical application of Linear/Integer Programming in Agriculture. **Journal of Operational Research Society**, 1985. v. 36, n. 2, p. 99-107.
- CANA, J. Associação das Indústrias Sucroenergéticas de Minas Gerais. **SIAMIG**, 2020. Disponível em: <<http://www.siamig.com.br/noticias/custo-do-ctt-varia-ate-r-11-por-tonelada-de-cana>>. Acesso em: 25 março 2021.
- CARNEIRO, J. M. T. et al. Mensuração do Desempenho Organizacional: Questões Conceituais e Metodológicas. **ENCONTRO DE ESTUDOS EM ESTRATÉGIA**, Rio de Janeiro, 2005.
- CARNEIRO, M. C. T. **Otimização sob incerteza de carteiras de investimentos: aplicação à cadeia integrada de petróleo e derivados**. PUC-Rio. Rio de Janeiro, p. 106. 2008.
- CASEY, H. The relevance of Operational Research in agricultural management. **Operational Research Quarterly**, 1977. v. 28, n. 4, p. 901-908.
- CHADDAD, F. **Economia e organização da agricultura brasileira**. 1. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.
- CHAVES, G. L. D.; ALCÂNTARA, R. L. C.; ASSUMPÇÃO, M. R. P. Medidas de Desempenho na Logística Reversa: o caso de uma empresa do setor de bebidas. **Relatórios de Pesquisa em Engenharia de Produção da UFF**, v. 8, art. 2, 2008.
- CHAVES, G. L. D.; ALCÂNTARA, R. L. C.; ASSUMPÇÃO, M. R. P. Medidas de Desempenho na Logística Reversa: o caso de uma empresa do setor de bebidas. **elatórios de Pesquisa em Engenharia de Produção da UFF**, v. 8, art. 2, 2008.
- CHUERUBIM, M. L.; DA SILVA, I. Analysis of the viability of applying the principal components technique in multivariate data from traffic accidents. **Journal of Engineering & Natural Sciences**, v. 36, n. 4, p. 1023-1033, 2018.
- COLIN, E. C.; CIPPARRONE, F. A. M.; SHIMIZU, T. **Otimização do custo de transporte na distribuição-armazenagem de açúcar**. Produção. [S.l.], p. 23-30. 1999.
- COLLIS, D. J.; MONTGOMERY, C. A. Competing on Resources. **Harvard Business Review**, , 1995.

- CONAB. **Companhia Nacional de Abastecimento**, 2020. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/serie-historica-das-safras>>. Acesso em: 7 Julho 2020.
- CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Conab**, 2021. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana>>. Acesso em: 25 março 2021.
- DEB, K. **Multi-objective Optimization using Evolutionary Algorithms**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 2001.
- DEHNAD, K. **Quality control, robust design and the Taguchi metohd**. 1 ed. ed. Boston: Springer, 1989.
- DIAS, J. A.; PERES, I. G. Simulation and optimization of sugarcane transportation in haverst season. **Proceedings of the 2000 Winter Simulation Conference**, 2000. p. 1114-1117.
- DIWEKAR, U. Optimization under uncertainty. **SIAG/OPT Views-and-News**, , 2002. v. 13, n. 1, p. 1-8.
- DOLABELLA, M. M. **Mensuração e simulação das necessidades de capital de giro e dos fluxos financeiros operacionais: um modelo de informação contábil para a gestão financeira**. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo. São Paulo. 1995.
- DORIGUEL, F. **Modelagem matemática de otimização no processo de manobra do transbordo de cana-de-açúcar**. Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências Agronômicas. Botucatu, p. 84. 2019.
- DRUCKER, P. **Sociedade pós-capitalista**. São Paulo: Pioneira, 1993.
- EDGEWORTH, F. Y. **Mathematical Psychics**. Disponível em: < <http://socserv2.socsci.mcmaster.ca/~econ/ugcm/3ll3/edgeworth/mathpsychics.pdf> >Acesso em: 11 out. 2020. ed. London: Kegan Paul, 1881.
- EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento. **Soluções tecnológicas: RenovaCalc - Ferramenta para comprovação do desempenho ambiental de usinas de biocombustíveis**, 2017. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-solucoes-tecnologicas/-/produto-servico/4355/renovacalc---ferramenta-para-comprovacao-do-desempenho-ambiental-de-usinas-de-biocombustiveis>>. Acesso em: 29 Dezembro 2020.
- ENSSLIN, L.; MONTIBELLER NETO, G.; NORONHA, S. M. D. **Apoio à Decisão: metodologias para estruturação de problemas e avaliação multicritério de alternativas**. Florianópolis: Insular, 2001.
- EVANGELARAS, H.; KOUKOUVINOS, C. Robust parameter design: Optimization of combined array approach with orthogonal arrays. **Journal of Statistical Planning and Inference**, 2006. v. 57, n. 6, p. 81-87.
- FAWCETT, S. E.; STANLEY, L. L.; SMITH, S. R. Developing a logistics capability to improve the performance of international operations. **Journal of Business Logistics**, Hoboken Vol. 18, Ed. 2, , 1997.
- FERNANDES, A. C. **Cálculos na Agroindústria da cana-de-açúcar**. Piracicaba: STAB, 2011.
- FERREIRA, D. F. **Estatística Multivariada**. 2 ed. ed. Lavras: Editora UFLA, 2011.

FERREIRA, I. A. CAIXEIRO VIAJANTE - APLICAÇÃO DA MODELAGEM MATEMÁTICA NA OTIMIZAÇÃO DE ROTAS EM UMA CONCESSIONÁRIA DE ENERGIA ELÉTRICA. **Revista Científica Eletrônica de Engenharia de Produção**, Florianópolis, 4 Março 2020. 221-246.

FLORENTINO, H. O. et al. A multiple objective methodology for sugarcane harvest management with varying maturation periods. **Annals of Operations Research**, 2018. New York, v. 267, n. 1/2, p. 153-177.

FREZATTI, F. **Orçamento empresarial: Planejamento e controle gerencial**. São Paulo: Atlas, 2008.

GAMEIRO, H.; CAIXETA FILHO, J. V.; BARROS, S. D. MODELAGEM MATEMÁTICA PARA O PLANEJAMENTO, OTIMIZAÇÃO E AVALIAÇÃO DA PRODUÇÃO AGROPECUÁRIA. **ResearchGate**, 2010. Disponível em: <https://www.researchgate.net/profile/Augusto_Gameiro/publication/340769083_Modelagem_matematica_para_o_planejamento_otimizacao_e_avaliacao_da_producao_agropecuaria/links/5e9c562a92851c2f52aef268/Modelagem-matematica-para-o-planejamento-otimizacao-e-avalia>. Acesso em: 8 Julho 2020.

GANDRUD, C. **Reproducible Research with R and R Studio**. Boca Raton: CRC Press, 2013.

GARCIA, S.; GUERRERO, M. Indicadores de sustentabilidad ambiental em La gestión de espacios verdes: Parque urbano Monte Calvário, Tandil, Argentina. **Rev. Geogr. Norte Gd.**, n.35, p.45-57, 2006.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6ª Edição. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GOLDBARG, ; LUNA,. **Otimização Combinatória e Programação Linea**. 2. ed. [S.l.]: Elsevier, 2005.

GRANT, R. M. The resource-based theory of competitive advantage: implications for strategy formulation. **Califórnia Management Review**, n. 33, v. 3, p. 114-135, 1991.

GRISOTTO, E. M. **Otimização do transporte de cana-deaçúcar por caminhões**. – Instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas. Campinas, p. 121. 1995.

HIGGINS, A. J.; MUCHOW, R. C.; FORD, A. W. Optimising harvest date in sugar production - A case stude for the Mossman mill region in Australia. **Field Crops Research**, , 1998. 153-162.

HILLIER, ; LIEBERMAN,. **Introduction to Operations Research**. 6. ed. New York: McGraw-Hill College, 1995.

HUNT, D. **Farm Power and Machinery Management**. Reissue Edição: Waveland Pr Inc, 2007.

IANNONI, A. P.; MORABITO, R. Análise do sistema logístico de recepção de cana-deaçúcar: Um estudo de caso utilizando simulação discreta. **Gestão & Produção**, 2002. v.9 n.2 p. 107-128.

IANNONI, A. P.; MORABITO, R. **A discrete simulation analysis of a logistics supply system**. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review. [S.l.], p. 191-210. 2006.

IBGE. Cidades e Estados. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística**, 2020. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/cidades-e-estados/sp/pirassununga.html?>>. Acesso em: 19 outubro 2020.

ISTADI; AMIN, N. A. S. A hybrid numerical approach for multi-responses optimization of process parameters and catalyst compositions in CO₂ OCM process over CaO-MnO/CeO₂ catalyst. **Chemical Engineering Journal**, v. 106, n. 3, p. 213-227, 2005.

JANNUZI, P. M.; MIRANDA, W. L.; SILVA, D. S. G. Análise Multicritério e Tomada de Decisão em Políticas Públicas: Aspectos Metodológicos, Aplicativo Operacional e Aplicações. **Informática Pública**, 2009.

JOSHI, R. R. A new approach to stochastic programming problems: Discrete model. **European Journal of Operational Research**, , 1995. v. 83, n. 3, p. 514-529.

JUNQUEIRA, R. D. A. R.; MORABITO, R. Optimization approaches for sugarcane harvest front programming and schedulling. **Management and Production**, 2017. São Carlos, n. 24, v. 2, p. 407-422.

KÖKSOY, O.; YALCINOZ, T. Mean square error criteria to multiresponse process optimization by a new genetic algorithm. **Appl. Math. Comput**, n. 175, p. 1657-1674, 2006.

KAWAMURA, M. S.; RONCONI, D. P.; YOSHIKAZI, H. **Optimizing transportation and storage of final products in the sugar and ethanol industry**. International Transactions in Operational Research. [S.l.], p. 425-439. 2006.

KHURI, A. I.; CONLON, M. Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions. **Technometrics**, , 1981. v. 23, n. 4, p. 363-375.

KHURI, A. I.; CONLON, M. Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions. **Technometrics**, v 23, n4, p. 363-375, 1981.

KHURI, A. I.; CORNELL, J. A. **Response surfaces: designs and analyze**. 2 ed. ed. New York, USA: Marcel Dekker Inc, 1996.

KITTILERTPAISAN, K.; PATHUMNAKUL, S. Sugarcane harvester planning based on the vehicle routing problem with time window (VRPTW) approach. **International Congress on Logistics and SCM Systems (ICLS 2015)**, 2015. Chiangmai, Thailand: p. 335-344.

LAVIERI, C. A.; CUNHA, J. A. C. A. Utilização da Avaliação de Desempenho Organizacional em Franquias. **ENCONTRO NACIONAL DA ANPAD**, São Paulo, 2009.

LIMA, M. P. **Custeio do transporte rodoviário de Cargas**. São Paulo: Atlas, v. 1 ed, 2003.

LIN, D. K. J.; TU, W. Dual response surface optimization. **Journal of Quality Technology**, 1995.

LOBATO, F. S. **Otimização multi-objetivo para o projeto de sistemas de engenharia**. Tese (doutorado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. Uberlândia/MG. 2008.

- LOPES, B. M. **Simulação de um sistema de carregamento e transporte de cana-de-açúcar**. Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 143. 1995.
- LUCCA, M. R. Z. D. **Análise empírica sobre os determinantes da decisão de produção de açúcar e etanol na agroindústria canavieira paulista**. Fundação Getulio Vargas, Escola de Economia de São Paulo. São Paulo, p. 96. 2020.
- MACEDO, M. A. S. et al. Desempenhos Sócio-Ambiental, Operacional e Contábil-Financeiro no Setor Elétrico Brasileiro: aplicando DEA na análise da sustentabilidade multidimensional. **ENCONTRO DA ASSOCIAÇÃO NACIONAL DE PÓS GRADUAÇÃO E PESQUISA EM ADMINISTRAÇÃO**, Rio de Janeiro, 2008.
- MACEDO, M. A. S.; CORRAR, L. J. Análise do Desempenho Contábil-Financeiro de Seguradoras no Brasil no ano de 2007: um estudo apoiado em Análise Hierárquica (AHP). **Contabilidade Vista & Revista**, v. 21, n. 3, p. 135-165, 2010.
- MACEDO, M. A. S.; CORRAR, L. J.; SIQUEIRA, J. R. M. Análise Comparativa do Desempenho Contábil-Financeiro de Empresas Sócio-Ambientalmente Responsáveis no Brasil. **CONGRESSO DA ANPCONT**, São Paulo, 2009.
- MANKIW, N. G. **Introdução à Economia**. 5ª Edição. ed. São Paulo: Cengage, 2009.
- MAPA. Açúcar - Comércio Exterior Brasileiro. **Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento**, 2020. Disponível em: <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/agroenergia/acucar-comercio-exterior-brasileiro>>. Acesso em: 8 Julho 2020.
- MAPA. Etanol - Comércio Exterior Brasileiro. **Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento (MAPA)**, 2020. Disponível em: <<https://www.gov.br/agricultura/pt-br/assuntos/sustentabilidade/agroenergia/etanol-comercio-exterior-brasileiro>>. Acesso em: 8 Julho 2020.
- MATSUURA, S. et al. Robust parameter design using a supersaturated design for a response surface model. **Quality and Reliability Engineering International**, , 2011. v. 27, n. 4, p. 541-554.
- MELA, K. et al. Comparative study of multiple criteria decision making methods for building design. **Advanced Engineering Informatics**, p. 716-726, 2012.
- MIALHE, L. G. **Manual de mecanização agrícola**. São Paulo: Ceres, 1974.
- MIETTINEN, K. Nonlinear multiobjective optimization. **Kluwer Academic Publishers**, Boston, 1999.
- MILAN, M. **Improving operational management of harvest, transport and mechanization for sugar cane in Brazil**. Thesis (PhD. in Agricultural Engineering), Cranfield Institute Of Technology, Silsoe College. , p. 241. 1992.
- MILAN, M. **Gestão sistêmica e planejamento de máquinas agrícolas**. Tese (Livro-Docência) Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz” Universidade de São Paulo. Piracicaba, p. 100. 2004.
- MILAN, M.; ROSA, J. H. M. CORTE, TRANSBORDO E TRANSPORTE (CTT): ASPECTOS RELEVANTES E USO DA MODELAGEM PARA O CTT. **ESALQ**, 2015. Disponível em: <http://www2.esalq.usp.br/departamentos/leb/disciplinas/Milan/leb589/Capitulo_Livro_Cana.pdf>. Acesso em: 19 outubro 2020.

- MONTGOMERY, D. C. **Design and analysis of experiments**. 4 ed. ed. New York: Wiley, 2001.
- MONTGOMERY, D. C. **Design and Analysis of Experiments**. 8ª ed. ed. New York: John Wiley & Sons, 2017.
- MULVEY, J. M.; VANDERBEL, R. J.; ZENIOS, S. A. Robust optimization of large-scale systems. **Operations Research**, , 1995. v. 43, n. 2, p. 264-281.
- MUNDIM, J. U. C. **Uso de simulação de eventos discretos para o dimensionamento de frota para colheita e transporte de cana-de-açúcar**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas Logísticos) Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo, p. . 2009.
- MYERS, R. H.; MONTGOMERY, D. C.; ANDERSON-COOK, C. M. **Response surface methodology: Process and product optimization using designed experiments**. 4 ed. ed. New Jersey: Wiley, New Jersey, 2016.
- NACHILUK, K. Cana-de-açúcar: produção e processamento em 2019. **Instituto de Economia Agrícola (IEA)**, 2020. Disponível em: <<http://www.iea.sp.gov.br/out/TerTexto.php?codTexto=14767>>. Acesso em: 8 Julho 2020.
- NAIR, V. N. et al. Taguchi's parameter design: a panel discussion. **technometrics**, , 1992. v. 34, n. 2, p. 127-161.
- NEELY, A.; GREGORY, M.; PLATTS, K. Performance measurement system design – A literature review and research agenda. **Internacional Journal of operations & Production Management**, v. 25, n. 12, p. 1226-1263, 2005.
- NEURNGMATCH, W.; SETHANAN, K. Optimal mechanical harvester route planning for sugarcane field operations using particle swarm optimization. **KKU Engineering Journal**, 2015. Muang District, v. 42, n. 2, p. 125-133.
- NOGUTI, M. B. et al. Sistema de Gestão ambiental – Natura cosméticos S/A. **CONGRESSO NACIONAL DE EXCELÊNCIA EM GESTÃO**, Niterói , 2008.
- NUNES, R. V.; SALES, G. A. W. O impacto da crise brasileira por meio de indicadores financeiros na estimação da liquidez na tesouraria de algumas empresas. **REDECA – Revista Eletrônica do Departamento de Ciências Contábeis & Departamento de Atuária e Métodos Quantitativos da FEA-PUC/SP**, Ribeirão Preto, v.7, n.1. Jan-Jun. 2020 p. 112-135., 2020.
- PAIVA, A. P. et al. Multi-objective optimization of pulsed gas metal arc welding process based on weighted principal component scores. **International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2010.
- PAIVA, A. P. et al. A multivariate robust parameter optimization approach based on Principal Component Analysis with combined arrays. **Computers & Industrial Engineering**, v. 74, n. 1, p. 186- 198, 2014.
- PAIVA, J. et al. PROJETO DE PARÂMETROS ROBUSTOS MULTIVARIADOS BASEADO NA ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS. **6º CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE FABRICAÇÃO**, Caxias do Sul, 15 abril 2011. 9.
- PAIVA, P. O. D.; MORABITO,. **Um modelo de otimização para o planejamento agregado da produção em usinas de açúcar e álcool**. São Carlos, p. 25-41. 2007.

PAIVA, R. P. O. D. **Modelagem do planejamento agregado da produção em usinas cooperadas do setor sucroenergético utilizando programação matemática e otimização robusta**. Tese (Doutorado) -- Universidade Federal de São Carlos. São Carlos, p. 241. 2009.

PARETO, V. **Cours d'Economie Politique**. Torino: Einaudi, 1949.

PAVIE, J. J. E. **Responsabilidade social corporativa e desempenho financeiro: uma meta-análise**. Dissertação. (Mestrado profissionalizante em Administração). Faculdade de Economia e Finanças IBMEC. Rio de Janeiro. 2008.

PECEGE. **Custos de produção de cana-de-açúcar, açúcar e etanol no Brasil: fechamento da safra 2015/2016**. Universidade de São Paulo, Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Programa de Educação Continuada em Economia e Gestão de Empresas/Departamento de Economia, Administração e Sociologia. Piracicaba, p. 73. 2016.

PERA, G. T.; BRANCO, J. E. H.; CAIXETA FILHO, J. V. Repensando a logística de cana no Brasil: produtividade, modelagem, transporte ferroviário e agricultura digital. **Série: Logística do Agronegócio: Oportunidades e Desafios**, Piracicaba, Grupo de Pesquisa e Extensão em Logística Agroindustrial (ESALQ-LOG), 1 Setembro 2017. 12.

PEREIRA, C. N. Aspectos econômicos e institucionais da rotação da cana-de-açúcar com espécies vegetais. In: SILVA, C. D.; ALVES, J. R.; FREITAS, L. D. **Sistema de produção mecanizada da cana-de-açúcar integrada à produção de energia e alimentos**. Brasília: Embrapa, v. 1, 2015. p. 93-112.

PEREIRA, R. B. et al. Multi-objective robust optimization of the sustainable helical milling process of the aluminum alloy Al 7075 using the augmented enhanced normalized normal constraint method. **Journal of Cleaner Production**, , 2017. v. 152, n. 1, p. 474-496.

PHADKE, M. S. **Quality Engineering Using Robust Design**. 1 ed. ed. New Jersey: Prentice Hall, 1989.

PINDYCK, R. S.; RUBINFELD, D. L. **Microeconomia**. 7ª Edição. ed. São Paulo: Pearson, 2009.

PORTER, M. E. **Competitive advantage: creating and sustaining superior performance**. London: Free Press, 2008.

PRAHALAD, C. K.; HAMEL, G. **The core competence of the corporation**. Springer Berlin Heidelberg. [S.l.]. 2006.

RAMOS, C. R. G. Metodologia para determinação do índice de colheitabilidade para avaliar a colheita mecanizada de cana-de-açúcar. **Tese (Doutorado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Ciências Agrônômicas**, Botucatu, 2016.

RAVINDRAN, A.; SOLBERG, J.; PHILLIPS, J. **Operations Research: Principles and Practice**. 2. ed. New York: Wiley, 1987.

RIBEIRO, M. G. C.; MACEDO, M. A. S.; MARQUES, J. A. V. C. Análise da Relevância de Indicadores Financeiros e não Financeiros na Avaliação de Desempenho Organizacional: um Estudo no Setor de Distribuição de Energia Elétrica. **Revista de Contabilidade e Organizações**, São Paulo, vol. 6, núm. 15, pp. 60-79, 2012.

ROCHA, L. C. S. **Método da ponderação entrópica para otimização multiobjetivo robusta de modelos de superfície de resposta**. Universidade Federal de Itajubá. Itajubá/MG, p. 225. 2017.

ROMANO, M. Logique: Inteligência em sistemas. **Logique**, 2017. Disponível em: <<https://www.logiquesistemas.com.br/blog/sistema-pims/#:~:text=%E2%80%9CO%20sistema%20PIMS%20ou%20Plant,de%20diversas%20formas%20de%20representa%C3%A7%C3%A3o.%E2%80%9D>>. Acesso em: 30 Dezembro 2020.

ROSA, J. H. M. **Dimensionamento operacional e econômico da colheita mecanizada de cana-de-açúcar (Saccharum spp): modelo computacional como ferramenta de apoio a tomadas de decisão**. Universidade de São Paulo / Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”. Piracicaba, p. 95. 2017.

SAHINIDIS, N. V. Optimization under uncertainty: State-of-the-art and opportunities. **Computers and Chemical Engineering**, , 2004. v. 28, n. 6-7, p. 971-983.

SALASSI, M. E.; CHAMPAGNE, L. P.; LEGENDRE, B. L. Maximizing economic returns from sugarcane production through optimization. **Bulletin Number 868**, Louisiana State University Agricultural Center, 1999.

SAMPAIO, P. R. **Teoria, métodos e aplicações de otimização multiobjetivo**. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo. São Paulo, p. 79. 2011.

SANTOS, N. B. D.; SILVA, R. P.; GADANHA, C. D. Economic analysis for sizing of sugarcane (saccharum ssp.) mechanized harvesting. **Engenharia Agrícola**, , 2014. v. 34 n.5 p. 945-954.

SAPCANA. **Sistema de Acompanhamento da Produção Canavieira**, 2020. Disponível em: <<http://sistemasweb.agricultura.gov.br/sapcana/downloadBaseCompletaInstituicao.action>>. Acesso em: 7 Julho 2020.

SCHMIDT, R. Agro Efficiency. **Agro Efficiency**, 2020. Disponível em: <<https://www.agro-efficiency.com/>>. Acesso em: 30 Dezembro 2020.

SEIXAS FILHO, C. Logique: Inteligência em sistemas. **Logique**, 2017. Disponível em: <<https://www.logiquesistemas.com.br/blog/sistema-pims/#:~:text=%E2%80%9CO%20sistema%20PIMS%20ou%20Plant,de%20diversas%20formas%20de%20representa%C3%A7%C3%A3o.%E2%80%9D>>. Acesso em: 30 Dezembro 2020.

SEN, S.; HINGLE, J. L. An introductory tutorial on stochastic linear programming models. **Interfaces**, , 1999. v. 29, n. 2, p. 33-61.

SETHANAN, K.; NEUNGMATCHA, W. Multi-objective particle swarm optimization for mechanical harvester route planning for sugarcane field operations. **European Journal of Operational Research**, Amsterdam, 2016. v. 252 n.2 p. 969-984.

SICONFI. Secretaria do Tesouro Nacional, Siconfi: Sistema de Informações Contábeis e Fiscais do Setor Público Brasileiro. **Siconfi**, 2020. Disponível em: <<https://siconfi.tesouro.gov.br/siconfi/index.jsf>>. Acesso em: 19 outubro 2020.

SILVA, A. A. **Gestão financeira: um estudo acerca da contribuição da contabilidade na gestão do capital de giro das médias e grandes indústrias de confecções do estado do Paraná**. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo. São Paulo. 2002.

SILVA, E. R. S.; PAMPLONA, E. O.; BORNIA, A. C. Contribuição dos Sistemas de Medição de Desempenho no Ambiente de Integração da Cadeia de Suprimentos. **CONGRESSO BRASILEIRO DE CUSTOS**, Belo Horizonte, 2006.

SILVA, J. E. A. R. D. **Desenvolvimento de modelo de simulação para auxiliar o gerenciamento de sistemas de corte, carregamento e transporte de cana-de-açúcar**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) Universidade de São Carlos. São Carlos, p. . 2006.

SILVA, J. R. D. Estimativa Preliminar do Valor da Produção Agropecuária do Estado de São Paulo para 2019. **Instituto de Economia Agrícola (IAE)**, São Paulo, 2019. Disponível em: <<http://www.iea.agricultura.sp.gov.br/out/TerTexto.php?codTexto=14732>>. Acesso em: 8 Julho 2020.

SILVA, P. A. P. **Projeto de parâmetros robustos para um sistema de refrigeração utilizando arranjo combinado de superfície de resposta**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Universidade Federal de Itajubá, UNIFEI. Itajubá, p. 74. 2016.

SILVA, S. A. L. et al. **Métodos e Técnicas Quantitativas em Contabilidade e Finanças: uma Análise sob a Ótica do Software R**. Conselho Regional de Contabilidade e do RJ (CRCRJ), Pensar Contábil. Rio de Janeiro, p. 37-46. 2017.

SOBRAPO. **Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional**, 2020. Disponível em: <<https://www.sobrapo.org.br/o-que-e-pesquisa-operacional>>. Acesso em: 16 Julho 2020.

SOUZA, A. A. Principais Ferramentas de Medição de Desempenho Econômico-Financeiro das Organizações. **Administradores.com**, 2020. Disponível em: <<https://administradores.com.br>>. Acesso em: 2020 outubro 16.

STIGLITZ, J. E.; WALSH, C. E. **Introdução à Microeconomia**. Rio de Janeiro: Campos, 2003.

TAHA, H. A. **Operations Research - An Introduction**. 9. ed. New York: Pearson Education, 2013.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic Capabilities and Strategic Management. **Strategic Management Journal**, v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.

UDOP. Usinas/Destilarias. **UDOP**, 2020. Disponível em: <https://udop.com.br/index.php?item=mapa_unidades>. Acesso em: 19 outubro 2020.






UNICA. **Balanço de atividades 2012/13 a 2018/19**. UNICA. [S.l.], p. 40. 2019.

UNICA. **COVID-19 SETOR SUCROENERGÉTICO PEDE URGÊNCIA AO GOVERNO PARA EVITAR COLAPSO**, 2020. Disponível em: <<https://unica.com.br/noticias/covid-19-setor-sucroenergetico-pede-urgencia-ao-governo-para-evitar-colapso/>>. Acesso em: 7 Julho 2020.

UNICADATA. **Moagem de cana-de-açúcar e produção de açúcar e etanol - safra 2019/2020**, 2020. Disponível em: <<http://unicadata.com.br/historico-de-producao-e-moagem.php?idMn=32&tipoHistorico=4&acao=visualizar&idTabela=2449&safr=2019%2F2020&estado=RS%2CSC%2CPR%2CSP%2CRJ%2CMG%2CES%2CMS%2CMT%2CGO%2CDF%2CBA%2CSE%2CAL%2CPE%2CPB%2CRN%2CCE%2CPI%2CMA%2CTO%2CPA%2CAP%2CRO>>. Acesso em: 7 Julho 2020.

- VIANNA, D. S. C. **O balanced scorecard e o desempenho financeiro : uma análise relacional do setor elétrico brasileiro**. Dissertação. (Mestrado em Ciências Contábeis). Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, p. 107. 2009.
- VINNING, G. G.; MYERS, R. H. Combining Taguchi and response surface philosophies: a dual response approach. **Journal of Quality Technology**, , 1990. v. 22, n.1, p. 38-45.
- VIRTUDES, P. T. B. C. **Otimização robusta em finanças**. Universidade D Coimbra. [S.l.], p. 54. 2019.
- VORASAYAN, J.; PATHUMNAKUL, S. Optimal logistics System for Sugarcane Mechanical Haversting in Thailand. **Journal of Applied Science and Agriculture**, Bangkok, 2014. v.9, n.5, p. 28-35.
- WIKIPÉDIA. Pirassununga. **WIKIPÉDIA**, 2020. Disponível em: <<https://pt.wikipedia.org/wiki/Pirassununga>>. Acesso em: 19 outubro 2020.
- WILLIAMS, H. P. **Model Building in Mathematical Programming**. 5. ed. New York: John Wiley & Sons, 2013.
- WINSTON, W. L. **Operations Research: Applications and Algorithms**. 4. ed. Boston: Cengage Learning, 2003.
- WITNEY, B. **Choosing and using farm machines**. : Longman Higher Education, 1988.
- YAMADA, H. T. Y. **Modelagem das cadeias de atividades produtivas da indústria sucroalcooleira visando à aplicação em estudos de simulação**. Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo. São Carlos, p. 164. 1999.
- YOSHIZAKI, Y. H. T.; MUSCAT, A. R.; BIAZZI, J. L. **Decentralizing ethanol distribution in southeastern Brazil**. Interfaces. [S.l.], p. 24-34. 1996.
- ZUO , M.; KUO, W.; MCROBERTS, K. L. Application of mathematical programming to a large-scale agricultural production and distribution system. **Journal of the Operational Research Society**, 1991. v. 42, n. 8, p. 639-648.

ANEXO A – Termo de autorização e compromisso para uso de informações

	TERMO DE AUTORIZAÇÃO E COMPROMISSO PARA USO DE INFORMAÇÕES	
<p>Eu, Luiz Fernando Baldin, portador do R.G. nº 15.132.723, ocupante do cargo de Diretor Geral, na instituição Baldin Bioenergia SA, após ter tomado conhecimento do projeto de pesquisa intitulado "Modelagem para apoio ao planejamento das operações de colheita mecanizada do setor sucroenergético", que tem como objetivo o desenvolvimento de um modelo matemático de otimização para dimensionar a frota das usinas e identificar a melhor estratégia de alocação das máquinas, de forma a garantir o suprimento regular de matéria-prima na indústria com o mínimo custo de operação, autorizo o pesquisador Rene Schmidt, portador do R.G. nº 47.745.256-5, a utilizar-se dos arquivos e registros do Comitê de Planejamento e Controle de Safra durante os anos que esteve a frente do projeto como gestor do citado Comitê para fins exclusivamente acadêmicos e, nos dispomos a fornecer relatórios adicionais contidos em nossos registros que possam vir a colaborar na construção dos objetivos descritos no presente termo.</p> <p>Esta autorização está sendo concedida desde que as seguintes premissas sejam respeitadas: as informações serão utilizadas única e exclusivamente para a execução do presente projeto, com fins acadêmicos e o pesquisador se compromete a preservar as informações constantes nos documentos, garantindo o sigilo e a privacidade de todos os envolvidos.</p> <p>Ademais, assegurar que todas as informações escritas ou orais decorrentes do projeto de extensão, como teses, dissertações, monografias, artigos científicos e demais informações sejam publicadas por Rene Schmidt, independentemente da utilização dos recursos, dados, materiais, meios, instalações ou equipamentos do Baldin Bioenergia S/A, mediante aprovação prévia do material pela equipe da Baldin Bioenergia S/A.</p>		
<p style="text-align: center;">Pirassununga, 10 de dezembro de 2020.</p> <div style="display: flex; justify-content: space-around; align-items: flex-end;"><div data-bbox="389 1429 608 1509" style="text-align: center;"> Luiz Fernando Baldin Diretor Geral RG: 15132723 CPF: 065.895.438-52</div><div data-bbox="619 1429 975 1532" style="text-align: center;"> Luiz Fernando Baldin – Diretor Geral Baldin Bioenergia SA Carimbo com identificação ou CNPJ</div></div> <div style="text-align: center; margin-top: 40px;"> Rene Schmidt Pesquisador responsável</div>		
<div style="border: 1px solid black; padding: 2px; display: inline-block;">10/12/2020</div>		

ANEXO B – AgroCTT 4.0

AgroCTT 4.0

Elaborado por: Rene Schmidt

Gerado em: 31/12/2020

Cliente: Fictício (modelo de exemplo)

1 - Introdução

O presente estudo foi gerado para uma unidade processadora de cana-de-açúcar fictícia, com capacidade de processar 2,5 mi por safra. As informações utilizadas para os parâmetros do modelo foram obtidas do banco de dados da empresa.

2 - Inputs

2.1 - Financeiros

2.1.1 - Séries temporais

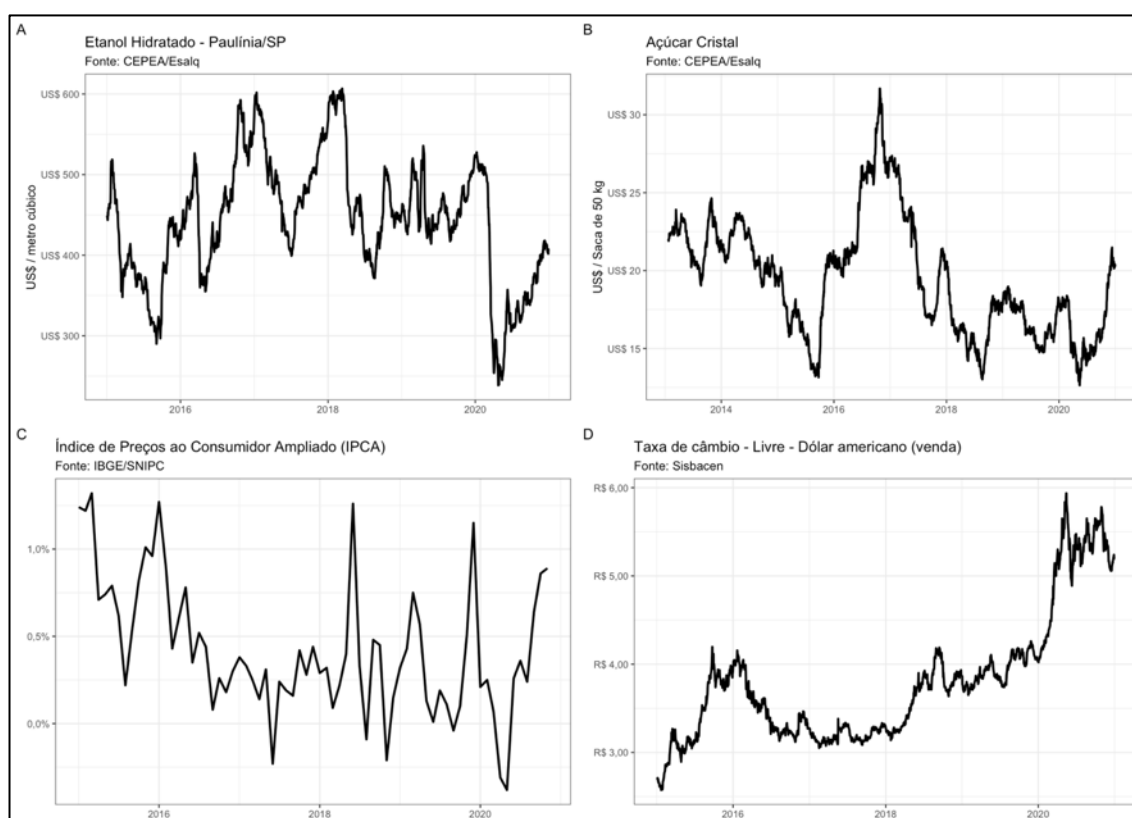


Figura 1: Séries temporais.

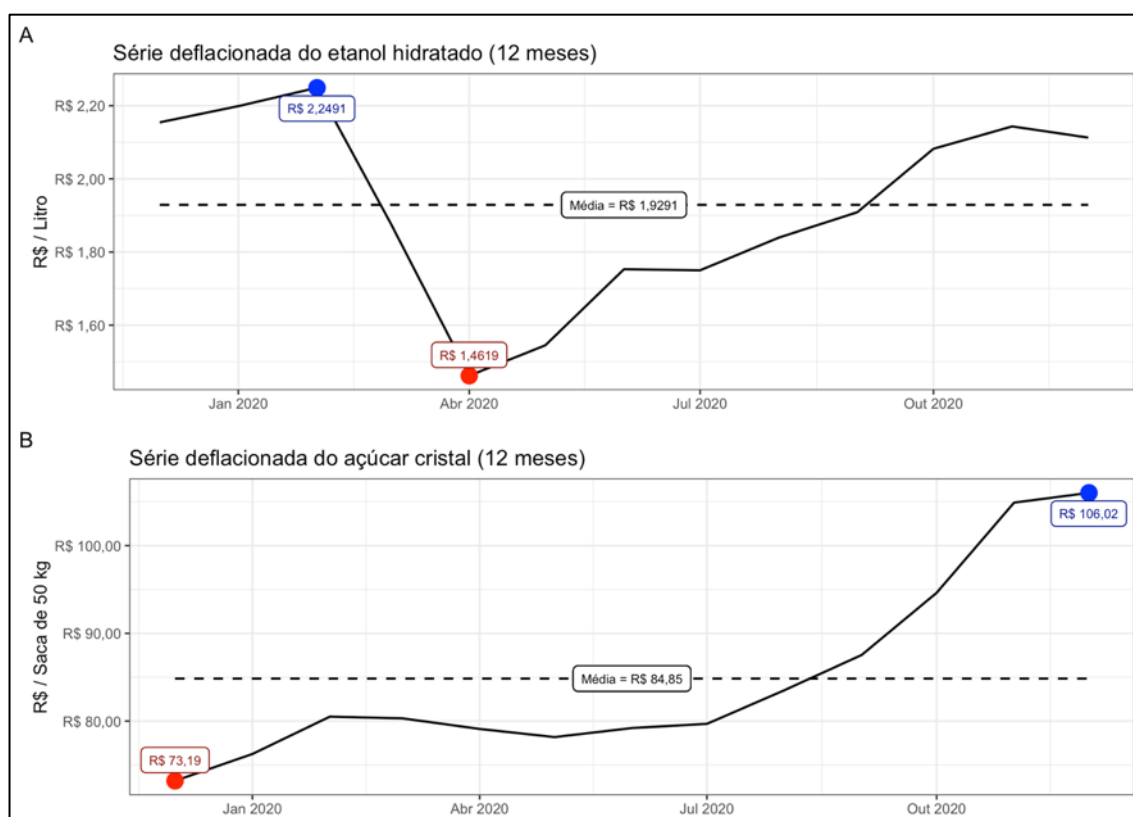


Figura 2: Séries deflacionadas dos preços praticados nos últimos 12 meses.

2.1.2 - Avaliação do custo de capital

2.1.2.1 - Inflação

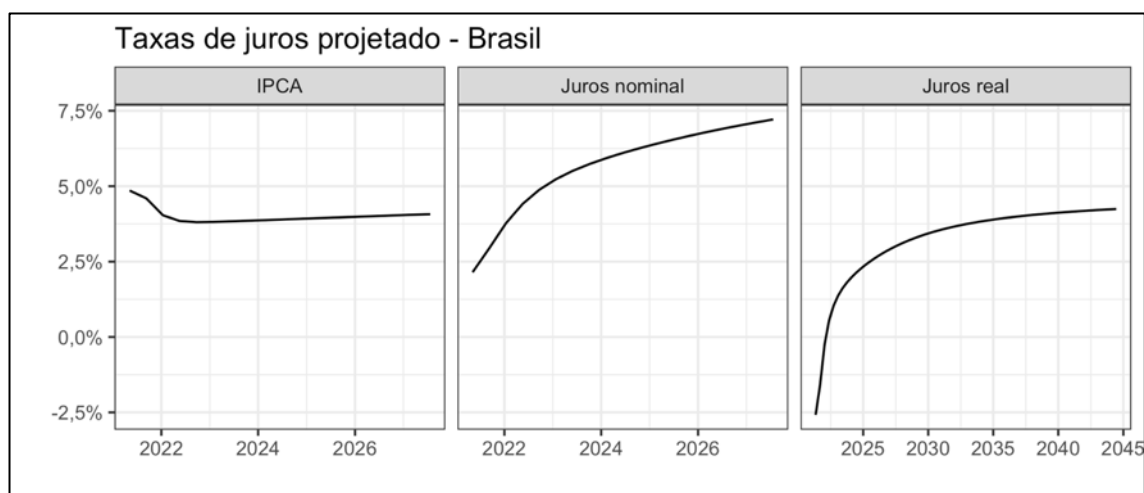


Figura 3: Curva de juros atual do sistema financeiro brasileiro (Anbima).

Taxa de inflação projetada para os próximos anos de 4,072% a.a.

2.1.2.2 - Prêmio país (Risco-Brasil)



Figura 4: Spread entre o retorno até o vencimento de um título emitido pelo governo brasileiro e o retorno até o vencimento de um título emitido pelo governo americano.

A média geométrica do Risco-Brasil nos últimos 5 anos foi de 2,982% a.a.

2.1.2.3 - Prêmio de mercado

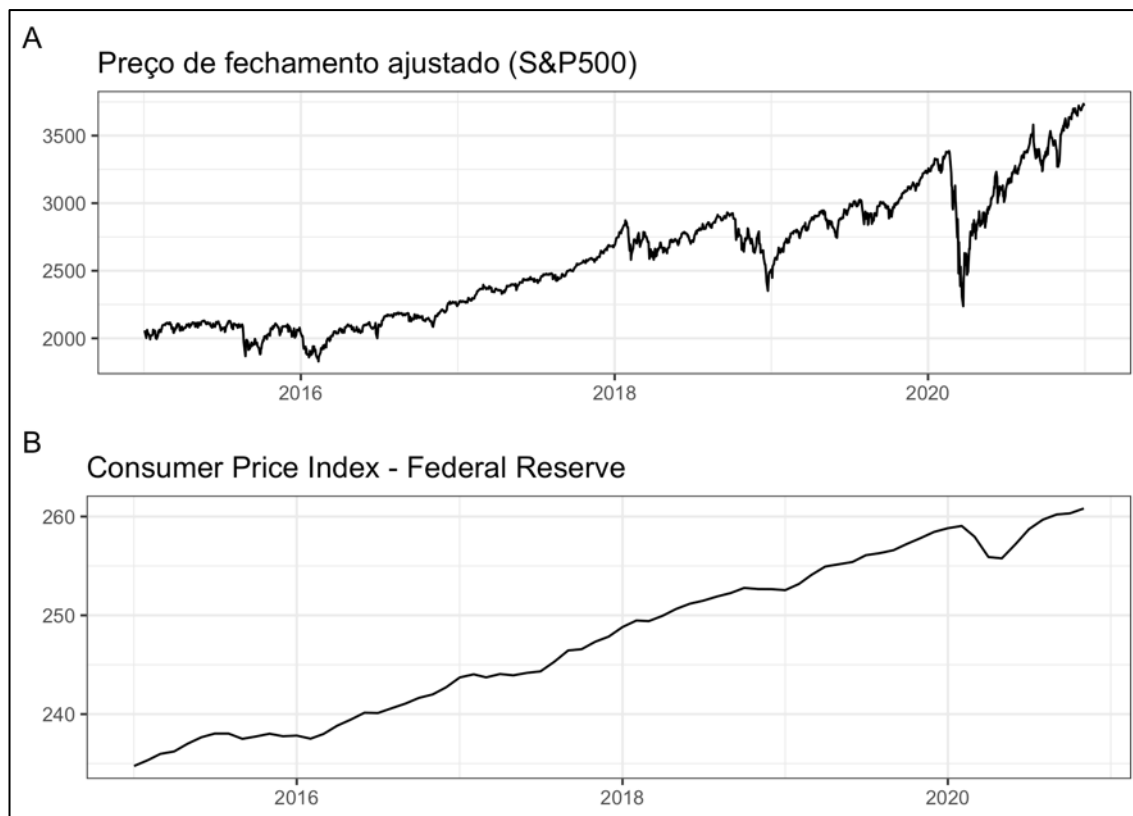


Figura 5: A - Série histórica do preço de fechamento ajustado para dividendos e desdobramentos (S&P500) / B - Série histórica do CPI (Consumer Price Index).

A diferença entre o retorno do mercado e da taxa livre de risco nos últimos 5 anos foi de 8,981% a.a.

2.1.2.4 - Coeficiente beta

Tabela 1. Componentes do beta.

Componentes do beta	Valores
Endividamento da empresa	70,00%
Índice de endividamento da empresa	277,33%
Tributação	24,00%
Indústria agrícola	
Beta desalavancado norte-americano	0,6083
Beta alavancado da empresa	1,6870
Indústria de transporte	
Beta desalavancado norte-americano	0,9063
Beta alavancado da empresa	2,5135
Indústria de processamento de alimentos	
Beta desalavancado norte-americano	0,6766
Beta alavancado da empresa	1,8763
Indústria de energia verde e renovável	
Beta desalavancado norte-americano	0,6833
Beta alavancado da empresa	1,8950

Fonte: Agro Efficiency e Damodaran

2.1.2.5 - Taxa média de juros

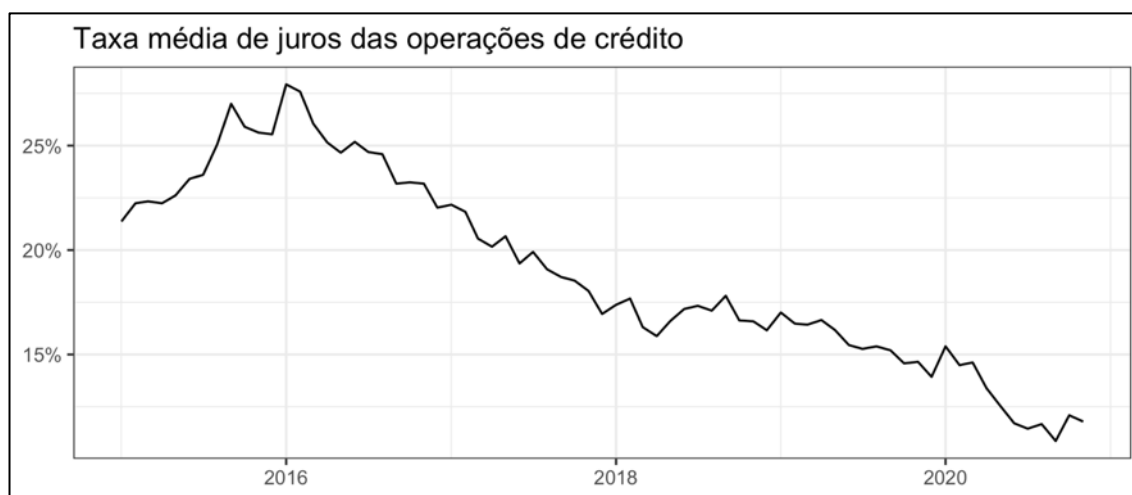


Figura 6: Taxa média de juros das operações de crédito com recursos livres - Pessoas jurídicas - Capital de giro com prazo superior a 365 dias.

A taxa média de juros das operações de crédito atualmente é de 11,79% a.a.

2.1.2.6 - Custo de capital

Tabela 2. Determinação do custo médio ponderado de capital.

Componentes do custo de capital	Valores
Taxa de captação	11,79%
Custo de capital dos credores (kd)	8,96%
Indústria agrícola e de energia verde e renovável	
Custo de capital próprio (ke)	22,20%
Custo médio ponderado de capital (WACC)	12,93%
Indústria de transporte	
Custo de capital próprio (ke)	29,63%
Custo médio ponderado de capital (WACC)	15,16%
Indústria de processamento de alimentos	
Custo de capital próprio (ke)	23,90%
Custo médio ponderado de capital (WACC)	13,44%
Indústria de energia verde e renovável	
Custo de capital próprio (ke)	24,07%
Custo médio ponderado de capital (WACC)	13,49%
Fonte: Agro Efficiency	

2.2 - Gerenciais

As Tabelas 3 e 4 apresentam os valores fornecidos para os cálculos de dimensionamento financeiro e custos com pneus, respectivamente. As demais informações carregadas serão discutidas nos próximos capítulos.

Tabela 3. Inputs financeiros para análise de custos das operações de Custo, Transbordamento e Transporte (CTT).

	Colhedora	Veículo transbordo	Implemento transbordo	Cavalo mecânico	Carreta
Valor inicial (BRL)	1.050.000,00	300.000,00	95.000,00	400.000,00	95.000,00
Valor residual (%)	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Seguros e taxas (%)	10,00%	10,00%	10,00%	10,00%	10,00%
Mão de obra (BRL/Colaborador)	5.500,00	4.300,00	0,00	3.500,00	0,00
Prestação de serviço (BRL/tc)	16,00	8,50	0,00	12,00	0,00
Prestação de serviço (TMA)	13,22%	13,22%	0,00%	13,22%	0,00%
Fonte: Agro Efficiency					

Tabela 4. Inputs para cálculo dos custos com pneus.

	Qtde/Conjunto	Custo (BRL/un)	Durab. (km)	Nº recapes	Custo do recape (BRL/un)	Durab. recape (km)	Taxa de estouro (%)
Pneu	16	2.000,00	80.000	2	550,00	65.000	7,50%
Fonte: Agro Efficiency							

2.3 – Colheitabilidade

A determinação de um índice de colheitabilidade tem por objetivo identificar em pré-colheita as condições de um talhão cultivado com cana-de-açúcar, servindo de base para tomada de decisão com relação às condições críticas para o desempenho das colhedoras. Em linhas gerais, a partir de determinadas características dos canaviais serão tomadas medidas gerenciais para que as mesmas sejam melhoradas para a safra subsequente ou até mesmo para que haja alterações na forma de operar as máquinas que irão colher neste canavial, possibilitando ganhos em desempenho operacional associado à qualidade de colheita desejada no que diz respeito às perdas de matéria-prima, quantidade de impurezas vegetais e minerais aceitáveis e proteção das soqueiras quanto aos danos (Ramos, 2016).

Neste sentido, a Figura 7 apresenta a determinação do Índice de Colheitabilidade (IC) para cada mês de safra, analisando o tamanho em hectares (Ha) das áreas de colheita, a quantidade de toneladas de cana de açúcar por hectare (TCH) prevista, o tiro médio em metros e o raio médio em quilômetros.

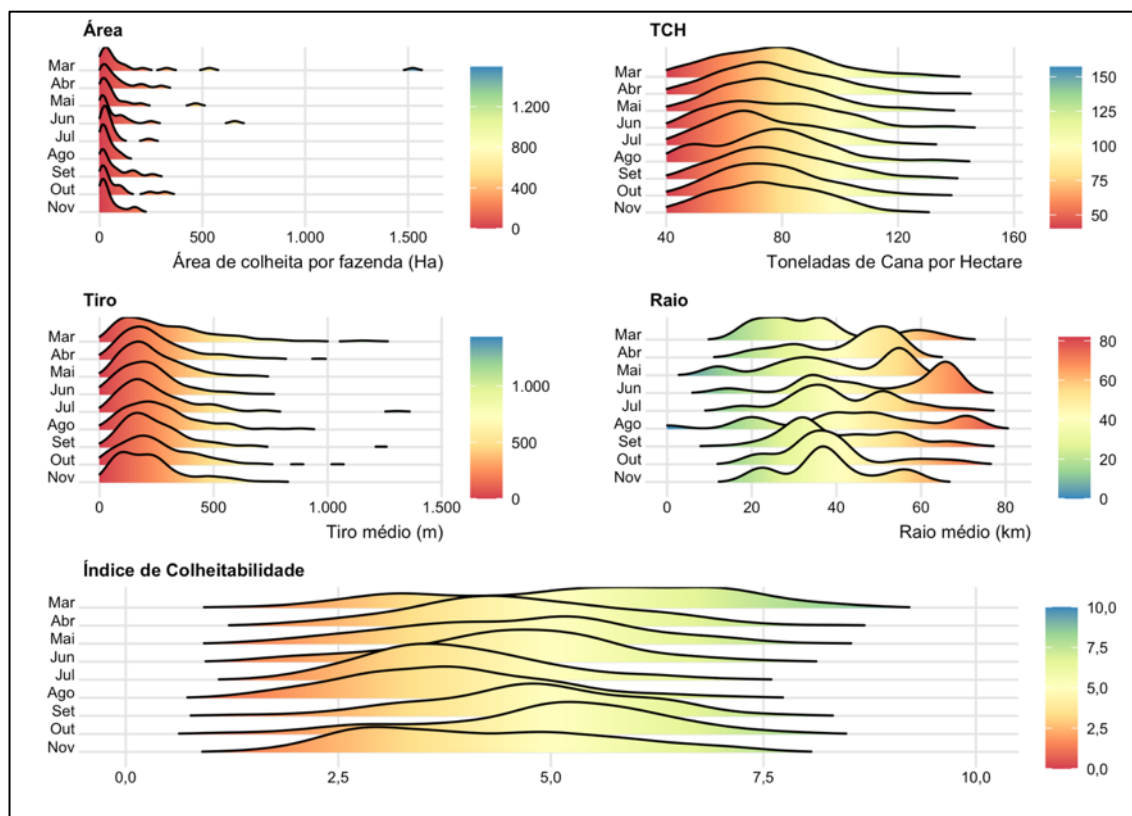


Figura 7: Índice de colheabilidade

A Tabela 5 resume os valores apresentados na Figura 8 demonstrando a média e o desvio padrão de cada parâmetro para a safra.

Tabela 5. Plano de safra detalhado.

	Média ponderada	Desvio padrão
ÁREA (ha)	69,71	143,26
TCH	76,01	18,67
Tiro (m)	394,35	167,26
Raio (km)	39,34	14,57
IC	4,68	1,41

Fonte: Agro Efficiency

2.4 - Computadores de bordo

A Figura 8 demonstra o percentual de horas realizadas em atividades divididas em IMPRODUTIVO (disponíveis mecânicamente, mas equipamento encontra-se parado por motivos administrativos, logísticos ou climáticos), MANUTENÇÃO (preditiva ou corretiva) e PRODUTIVO (equipamento em operação) dos equipamentos de Corte,

Transbordamento e Transporte (CTT) para cada mês de safra do período fornecido para análise.

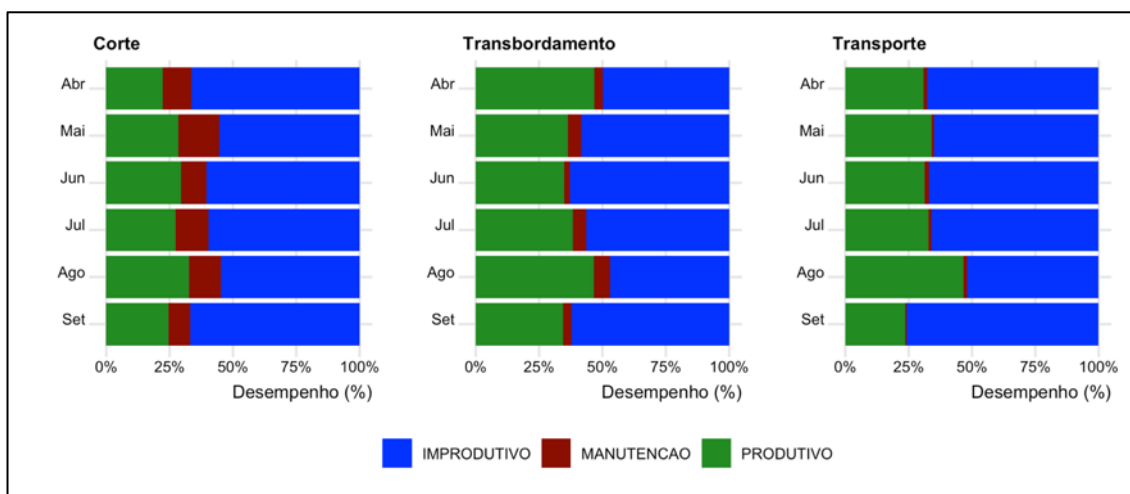


Figura 8: Desempenho de horas apontadas nos computadores de bordo

A Figura 9 apresenta o gráfico de densidade da velocidade dos equipamentos de CTT para cada mês de safra do período fornecido para análise.

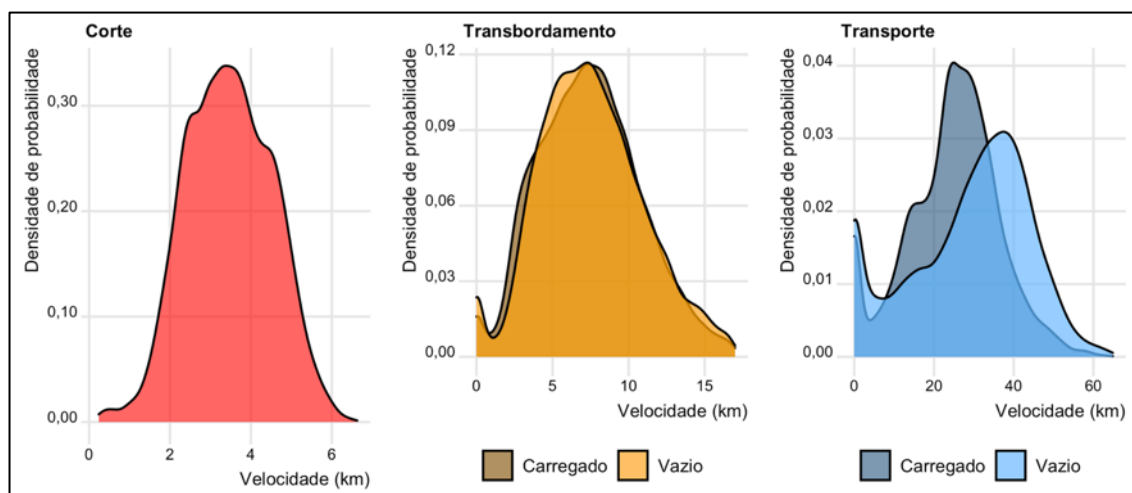


Figura 9: Velocidade em operações produtivas

A Tabela 6 resume as variáveis definidas pela análise do banco de dados dos computadores de bordo.

Tabela 6. Variáveis definidas pela análise do banco de dados dos computadores de bordo.

	CORTE	TRANSBORDAMENTO	TRANSPORTE
Média			
Disponibilidade mecânica (%)	87,73%	95,67%	98,79%
Velocidade corte/carregado (km/h)	3,46	7,42	24,65
Velocidade vazio (km/h)	0,00	7,55	28,90
Desvio padrão			
Disponibilidade mecânica (%)	4,61%	2,74%	0,82%
Velocidade corte/carregado (km/h)	1,07	3,33	11,62
Velocidade vazio (km/h)	0,00	3,40	15,07

Fonte: Agro Efficiency

3 - Plano de safra

3.1 - Plano de safra ao menor custo

Os ritmos de moagem para análise, que possibilitam o máximo retorno ao corte mecanizado vão de 500,0 a 649,9 toneladas de cana por hora (TC/h).

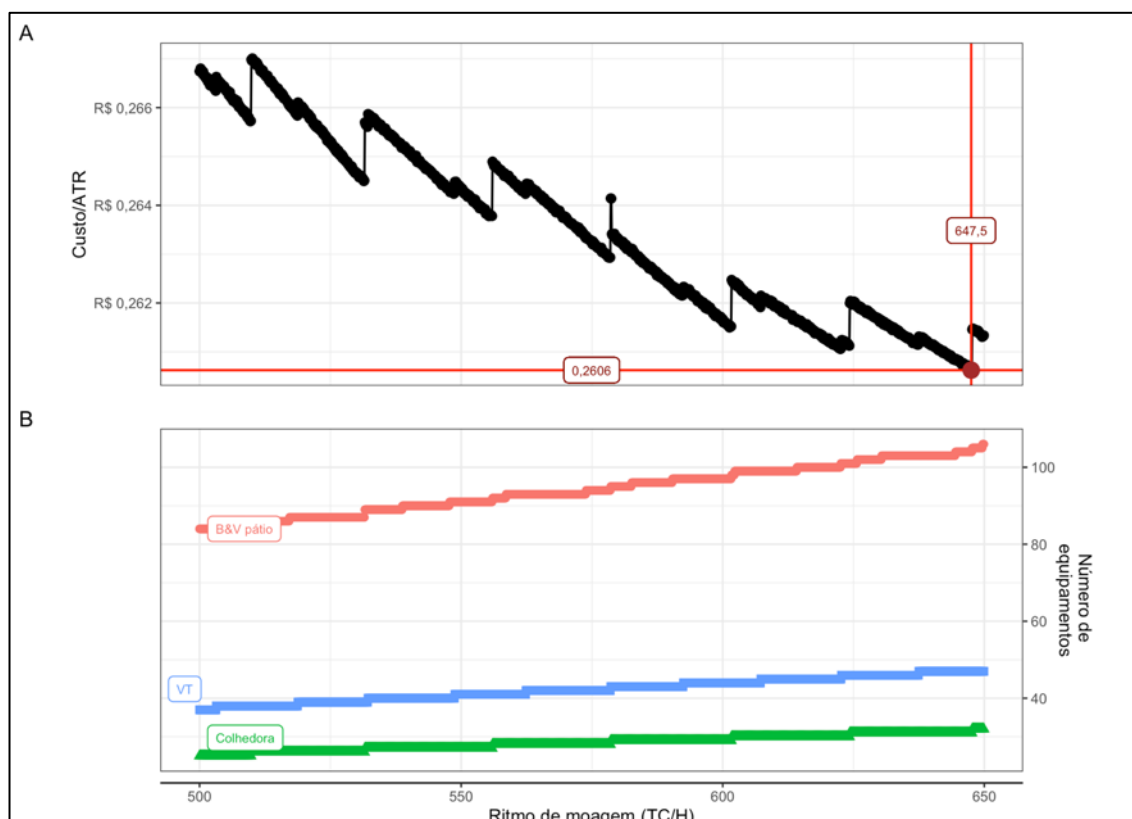


Figura 10: A - Custo de CTT vs Ritmo de moagem (TC/h) / B - Número de equipamentos vs Ritmo de moagem (TC/h)

3.2 - Plano de safra detalhado

Tabela 7 apresenta o plano de safra detalhado para o melhor desempenho dos custos da empresa.

Tabela 7. Plano de safra detalhado.

	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	TOTAL
Disponibilidades								
Disp. industrial	95,10%	97,44%	96,52%	96,28%	94,28%	97,92%	93,02%	95,85%
Disp. agrícola	86,34%	88,21%	94,91%	94,16%	86,46%	75,85%	64,02%	84,22%
Disp. agroindustrial	81,44%	85,64%	91,43%	90,44%	80,74%	73,77%	57,04%	80,07%
Dias e ritmos de moagem								
Nº dias de safra	17,9	30,0	31,0	31,0	30,0	31,0	30,0	200,9
Nº dias efetivos/safra	14,6	25,7	28,3	28,0	24,2	22,9	17,1	160,9
Ritmo de moagem	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5	647,5
Horas								
Horas de safra	430,2	720,0	744,0	744,0	720,0	744,0	720,0	4.822,2
Horas ind. perdidas	21,1	18,5	25,9	27,7	41,2	15,5	50,3	200,1
Horas agr. perdidas	58,8	84,9	37,8	43,4	97,5	179,6	259,0	761,1
Horas agroind perdidas	79,8	103,4	63,8	71,1	138,7	195,1	309,3	961,2
Horas de moagem	350,4	616,6	680,2	672,9	581,3	548,9	410,7	3.861,0
Volumes de colheita								
MAN	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MANE	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MAN3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MEC	226.858,6	399.266,0	440.454,5	435.693,6	376.418,8	355.383,3	265.925,2	2.500.000,0
MECE	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
MEC3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Total	226.858,6	399.266,0	440.454,5	435.693,6	376.418,8	355.383,3	265.925,2	2.500.000,0
Limite crítico superior	250.209,5	457.235,0	467.684,4	479.296,1	425.721,6	430.761,7	330.920,3	2.841.828,6
Limite crítico inferior	203.507,8	341.297,0	413.224,6	392.091,0	327.116,0	280.004,9	200.930,2	2.158.171,4
Volumes de colheita								
ATR (kg/tc)	122,28	127,86	136,49	146,00	151,01	148,57	138,46	139,73
Pol %cana	11,97%	12,60%	13,53%	14,54%	15,05%	14,78%	13,73%	13,86%
AR %caldo	0,66%	0,59%	0,54%	0,51%	0,50%	0,50%	0,52%	0,54%
ART %cana	13,06%	13,66%	14,59%	15,62%	16,16%	15,79%	14,78%	14,92%
%Fibra	12,49%	12,56%	12,74%	12,82%	13,27%	13,50%	14,27%	13,13%
%Pureza do caldo	83,95%	86,34%	88,06%	89,21%	89,54%	89,52%	88,50%	88,13%
Umidade %cana	70,53%	70,00%	68,91%	67,56%	66,31%	66,39%	66,57%	67,88%

Fonte: Agro Efficiency

A Figura 11 a seguir demonstram os resultados indicados na Tabela 7.

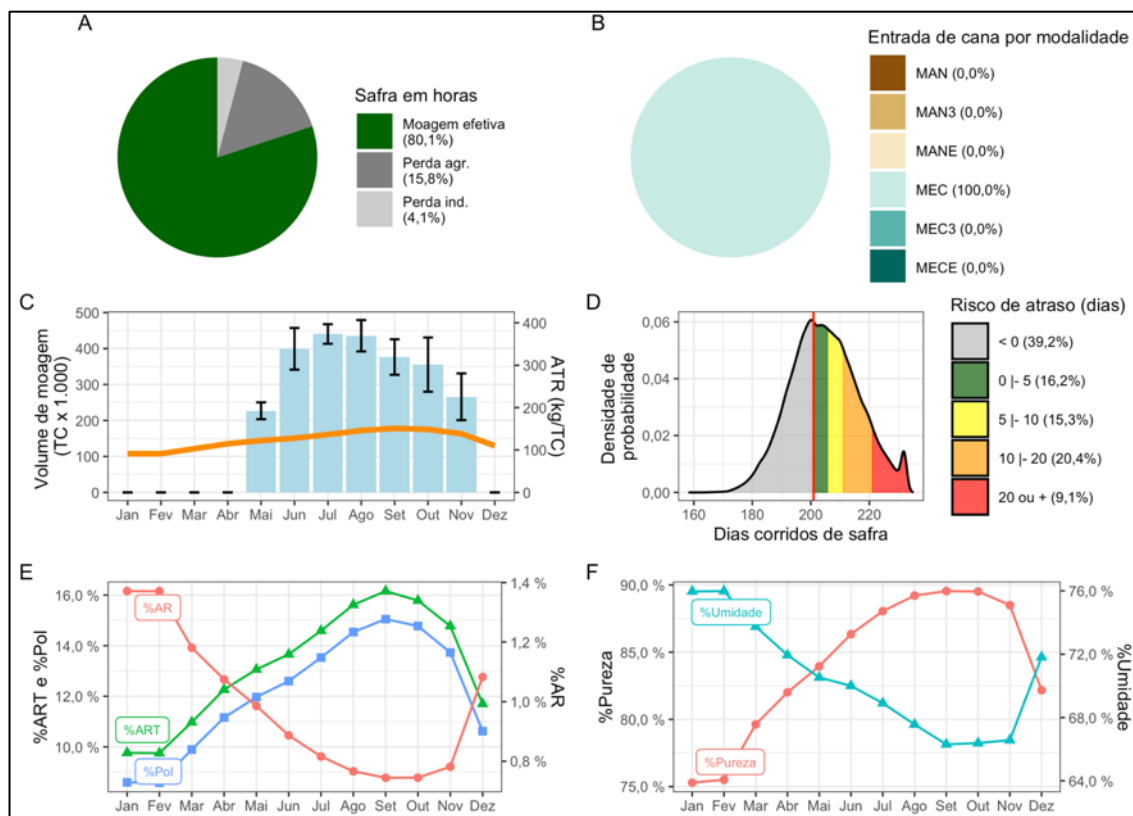


Figura 11: A - Disponibilidades horárias de safra. / B - Distribuição programada de entrada de cana por modalidade de corte. / C - Moagem programada vs curva de ATR. / D - Risco de prolongamento de safra. / E - Gráfico da qualidade de cana 1 / F - Gráfico da qualidade de cana 2.

4 - Corte

Tabela 8 apresenta cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de corte.

Tabela 8. Cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de corte.

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Nº de colhedoras	29	30	31	32	33
Improdutivo	21,35%	22,53%	23,70%	24,87%	26,03%
Manutenção	12,30%	12,30%	12,30%	12,30%	12,30%
Produtivo	66,35%	65,17%	64,00%	62,83%	61,68%
Risco de parada	6,72%	2,77%	1,01%	0,33%	0,10%
Contratar estrutura de terceiros?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Custo → Próprio (BRL/TC)	13,44	13,76	14,07	14,38	14,67
Custo → Global (BRL/TC)	15,12	15,25	15,38	15,49	15,60
Value at Risk (VaR → BRL/Safra)	2.540.545,76	1.055.477,97	389.059,22	128.927,19	38.563,78
Orçamento operacional (BRL/Safra)	37.794.420,11	38.134.824,68	38.445.899,45	38.730.831,61	38.993.625,39
Orçamento total (BRL/Safra)	40.334.965,87	39.190.302,65	38.834.958,68	38.859.758,79	39.032.189,17

Fonte: Agro Efficiency

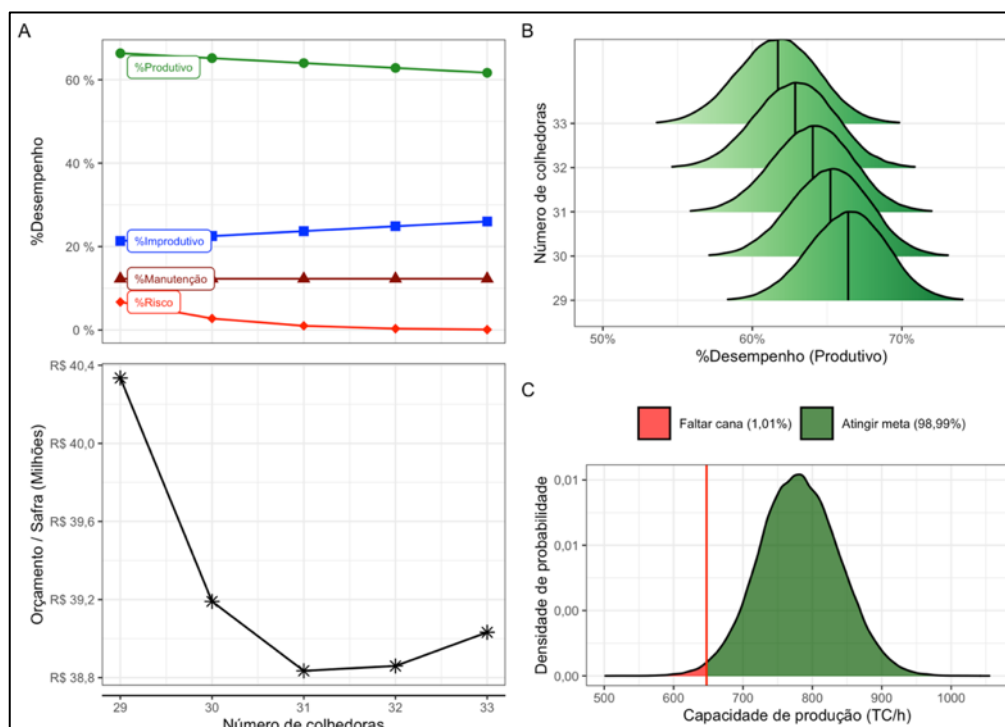


Figura 12: A - Resumo gráfico dos cenários / B - Desempenho produtivo das colhedoras comparado ao número de equipamentos / C - Risco de falta de cana para o cenário selecionado

4.1 - Operação

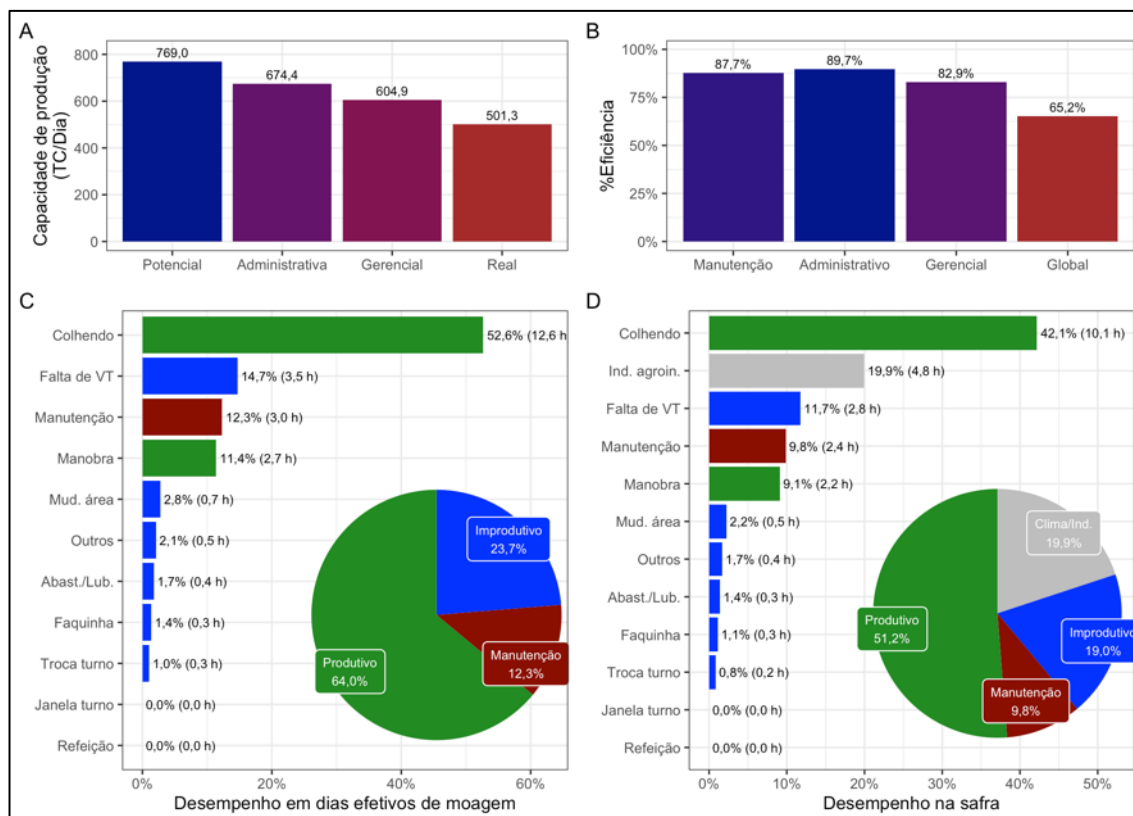


Figura 13: A - Capacidade de produção das colhedoras em toneladas de cana por dia (TD/Dia) / B - Eficiência gerencial / C - Desempenho estimado das colhedoras em dias efetivos de moagem / D - Desempenho estimado das colhedoras na safra

4.2 – Financeiro

Tabela 8: Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.

	Próprio (P)	Terceiros (T)	(P - T)
Investimento em colhedora (BRL)	1.050.000,00	0,00	1.050.000,00
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa real)	12,93%	13,22%	-0,28%
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa nominal)	17,53%	13,22%	4,32%
Período de análise (anos)	5,5	5,5	0,0
Visão econômica			
Custo unitário (BRL/TC)	14,07	16,00	(1,93)
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(7.292.018,89)	(7.096.774,19)	(195.244,70)
Visão contábil			
Custo unitário (BRL/TC)	11,82	16,00	(4,18)
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(6.292.183,78)	(7.096.774,19)	804.590,41

Fonte: Agro Efficiency

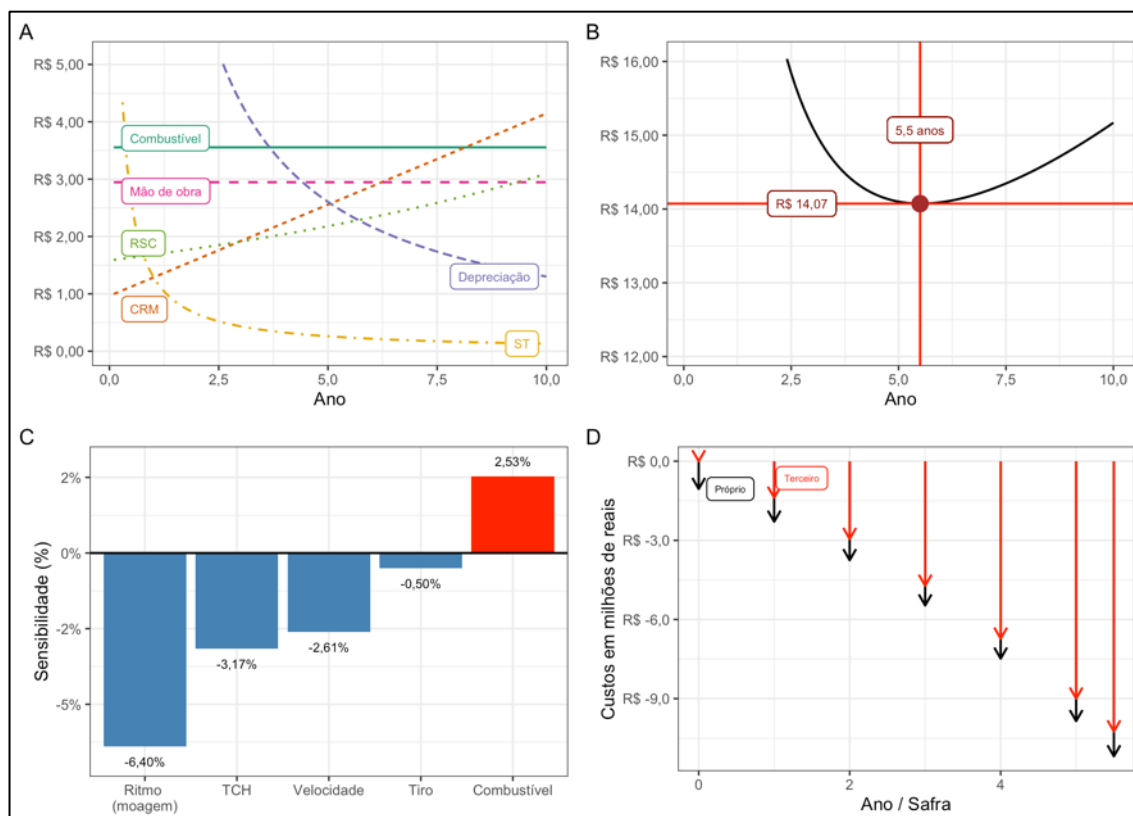


Figura 14: Desempenho macro dos indicadores financeiros. / A - Comportamento dos custos fixos e variáveis / B - Vida útil econômica das colhedoras / C - Teste de sensibilidade / D - Fluxo de caixa (Estrutura própria vs Estrutura de terceiros)

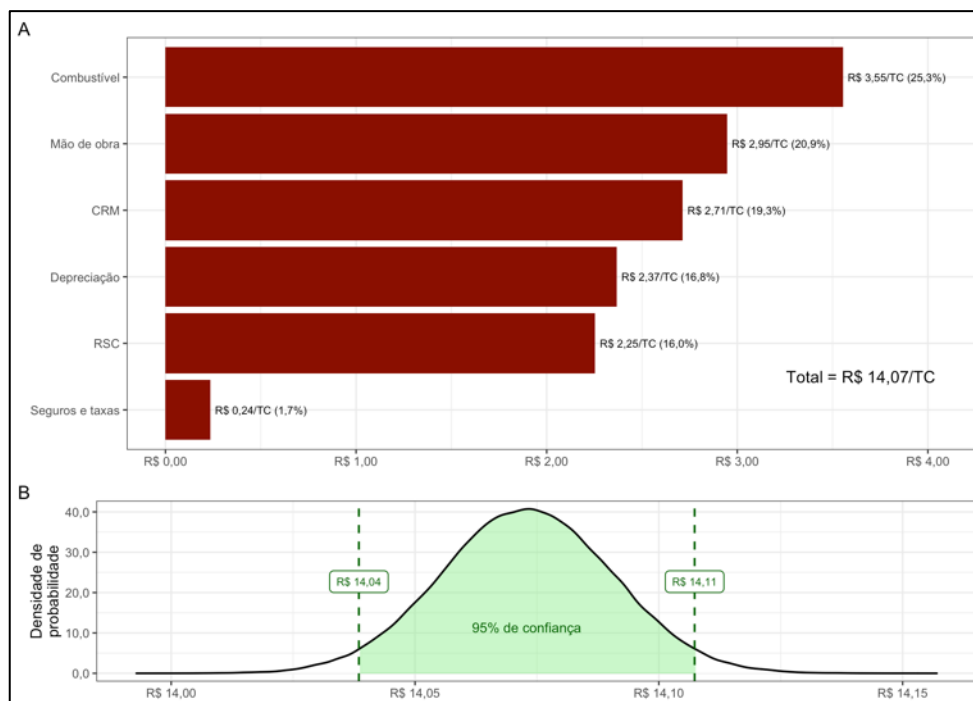


Figura 15: A - Descrição dos custos / B - Teste de confiança dos custos da operação de corte.

5 - Transbordamento

Tabela 10 apresenta cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de transbordamento.

Tabela 10. Cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de corte.

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Nº de veículos transbordos	45	46	47	48	49
Nº de conjuntos de implementos	46	47	48	49	50
Improdutivo	17,54%	18,88%	20,25%	21,52%	22,80%
Manutenção	4,40%	4,41%	4,40%	4,40%	4,39%
Produtivo	78,06%	76,70%	75,35%	74,07%	72,81%
Risco de parada	4,51%	1,86%	0,64%	0,21%	0,06%
Contratar estrutura de terceiros?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Custo → Próprio (BRL/TC)	9,87	9,98	10,08	10,19	10,29
Custo → Global (BRL/TC)	8,99	9,01	9,04	9,06	9,08
Value at Risk (VaR → BRL/Safra)	1.013.712,42	418.370,48	145.562,05	47.502,81	12.745,58
Orçamento operacional (BRL/Safra)	22.467.839,83	22.534.986,63	22.595.773,25	22.655.008,72	22.709.767,01
Orçamento total (BRL/Safra)	23.481.552,25	22.953.357,12	22.741.335,30	22.702.511,53	22.722.512,59

Fonte: Agro Efficiency

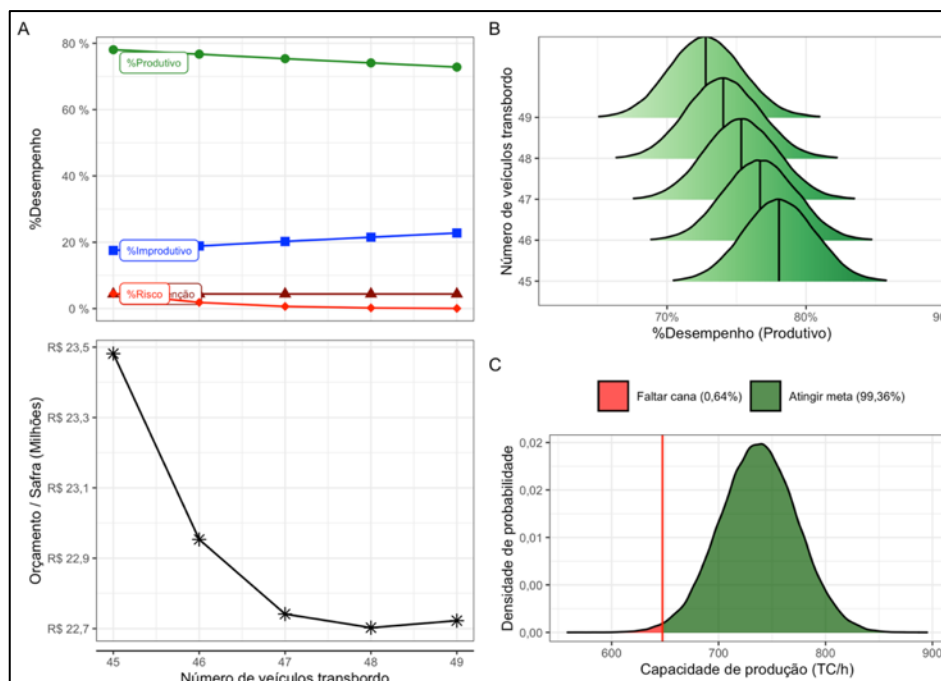


Figura 16: A - Resumo gráfico dos cenários / B - Desempenho produtivo dos veículos transbordo comparado ao número de equipamentos / C - Risco de falta de cana para o cenário selecionado

5.1 - Operação

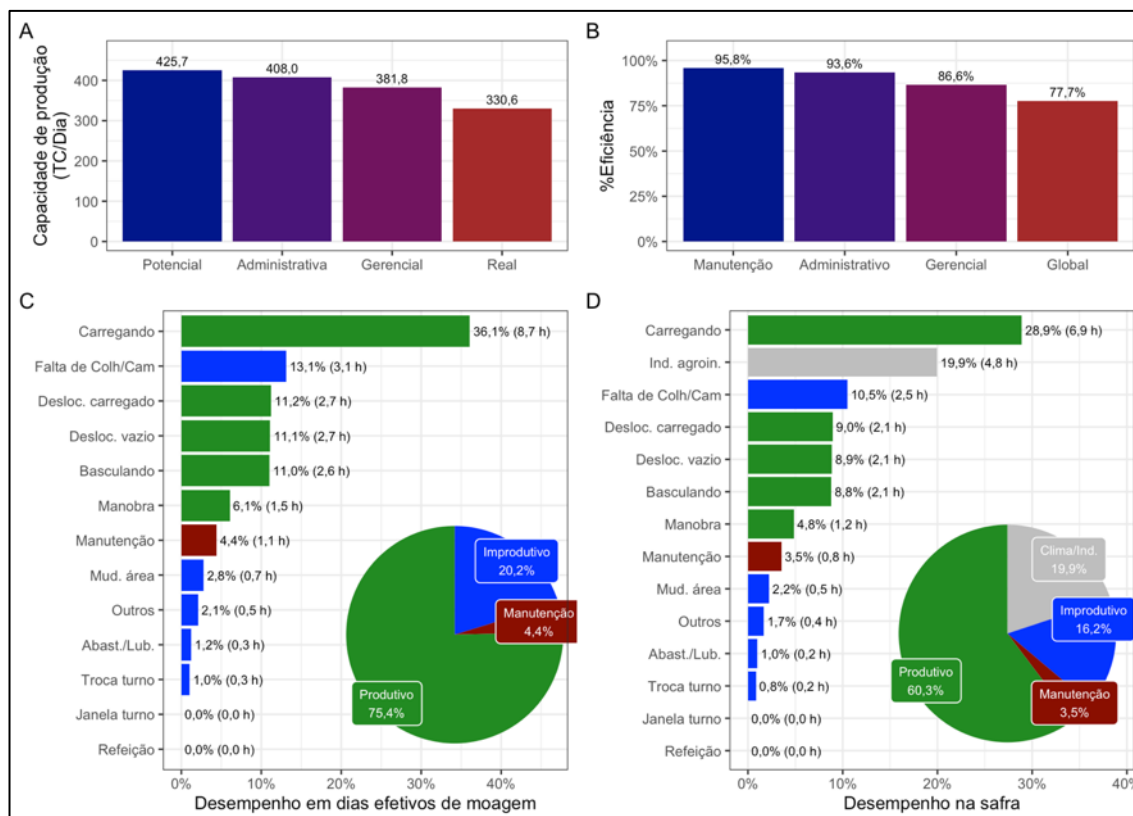


Figura 17: A - Capacidade de produção dos veículos transbordo em toneladas de cana por dia (TD/Dia) / B - Eficiência gerencial / C - Desempenho estimado das colhedoras em dias efetivos de moagem / D - Desempenho estimado dos veículos transbordo na safra

5.2 – Financeiro

Tabela 11. Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.

	Próprio (P)	Terceiros (T)	(P - T)
Relação Implemento:Veículo	1,02	1,02	0,00
Investimento em veículo transbordo (BRL)	300.000,00	0,00	300.000,00
Investimento em implemento transbordo (BRL)	194.042,55	0,00	194.042,55
Investimento total (BRL)	494.042,55	0,00	494.042,55
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa real)	12,93%	13,22%	-0,28%
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa nominal)	17,53%	13,22%	4,32%
Período de análise (anos)	5,0	5,0	0,0
Visão econômica			
Custo unitário (BRL/TC)	10,08	8,50	1,58
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(3.475.234,99)	(2.260.638,30)	(1.214.596,69)
Visão contábil			
Custo unitário (BRL/TC)	8,53	8,50	0,03
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(3.063.377,08)	(2.260.638,30)	(802.738,78)

Fonte: Agro Efficiency

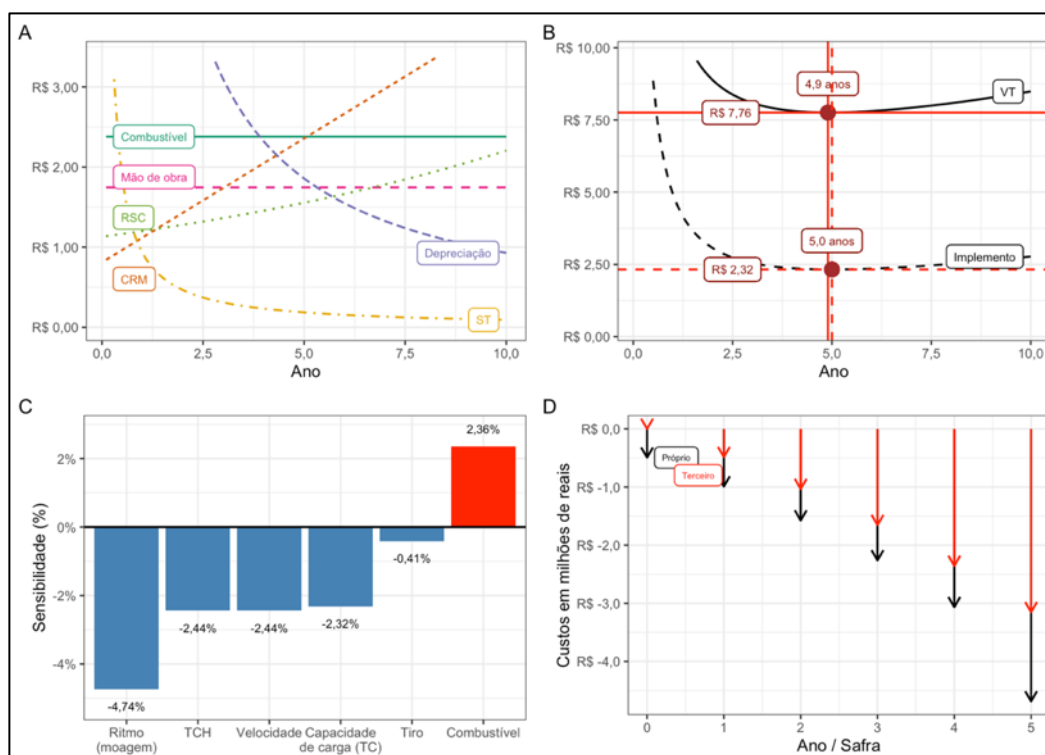


Figura 18: A - Comportamento dos custos fixos e variáveis / B - Vida útil econômica dos veículos e implementos transbordo / C - Descrição dos custos / D - Teste de confiança dos custos da operação de corte / E - Teste de sensibilidade / F - Fluxo de caixa (Estrutura própria vs Estrutura de terceiros)

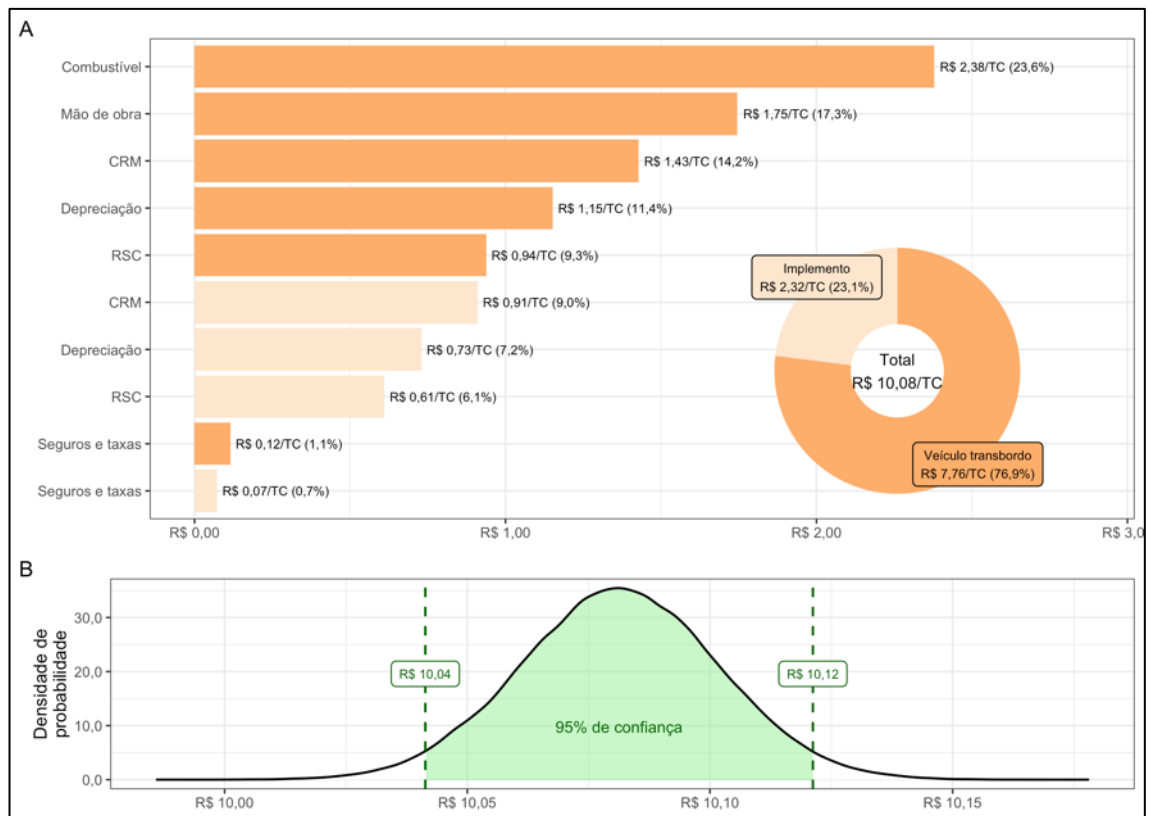


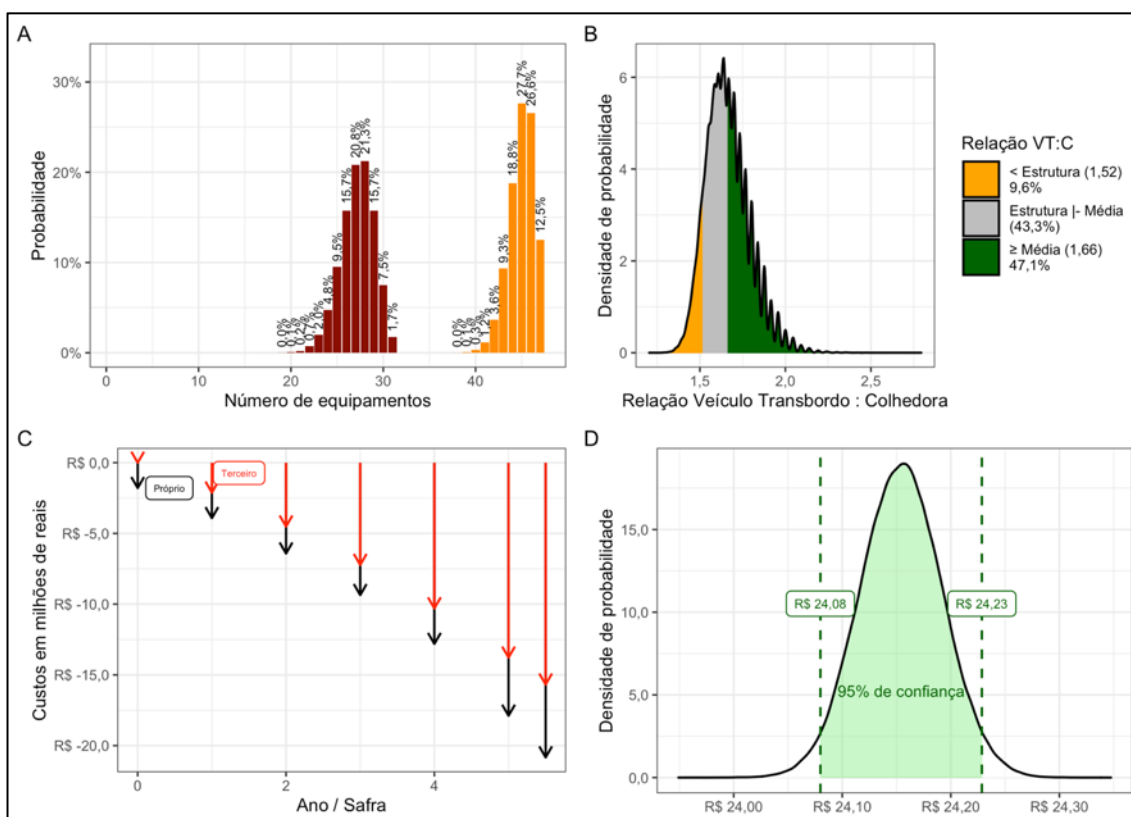
Figura 19: A - Descrição dos custos / B - Teste de confiança dos custos da operação de transbordamento.

6 - Corte e transbordamento

Tabela 12. Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.

	Próprio (P)	Terceiro (T)	(P - T)
Relação VT:C	1,52	1,52	0,00
Investimento em colhedora (BRL)	1.050.000,00	0,00	1.050.000,00
Investimento em veículo transbordo (BRL)	454.838,71	0,00	454.838,71
Investimento em implemento transbordo (BRL)	294.193,55	0,00	294.193,55
Investimento total (BRL)	1.799.032,26	0,00	1.799.032,26
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa real)	12,93%	13,22%	-0,28%
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa nominal)	17,53%	13,22%	4,32%
Período de análise (anos)	5,5	5,5	0,0
Visão econômica			
Custo unitário (BRL/TC)	24,15	24,50	(0,35)
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(13.227.889,16)	(10.866.935,48)	(2.360.953,68)
Visão contábil			
Custo unitário (BRL/TC)	20,35	24,50	(4,15)
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(11.546.824,59)	(10.866.935,48)	(679.889,10)

Fonte: Agro Efficiency



7 - Transporte

7.1 - Bate e volta no pátio

Tabela 13 apresenta cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de transporte com bate e volta no pátio.

Tabela 13. Cenários comparativos para o desempenho operacional e financeiro dos equipamentos para operação de transporte com bate e volta no pátio.

	Cenário 1	Cenário 2	Cenário 3	Cenário 4	Cenário 5
Nº de cavalos mecânicos	102	103	104	105	106
Nº de cavalos escravos	1	1	1	1	1
Nº de conjuntos de carreta	119	120	121	122	123
Improdutivo	54,16%	54,50%	54,75%	55,03%	55,19%
Manutenção	1,24%	1,24%	1,24%	1,24%	1,24%
Produtivo	44,60%	44,26%	44,02%	43,73%	43,57%
Risco de parada	1,42%	1,00%	0,77%	0,59%	0,47%
Contratar estrutura de terceiros?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Custo unitário - Próprio (BRL/TC)	19,20	19,33	19,46	19,59	19,72
Custo unitário - Global (BRL/TC)	12,00	12,00	12,00	12,00	12,00
Value at Risk (VaR → BRL/Safra)	426.292,99	299.084,24	229.928,10	176.352,54	139.688,75
Orçamento operacional (BRL/Safra)	30.000.000,00	30.000.000,00	30.000.000,00	30.000.000,00	30.000.000,00
Orçamento total (BRL/Safra)	30.426.292,99	30.299.084,24	30.229.928,10	30.176.352,54	30.139.688,75
Fonte: Agro Efficiency					

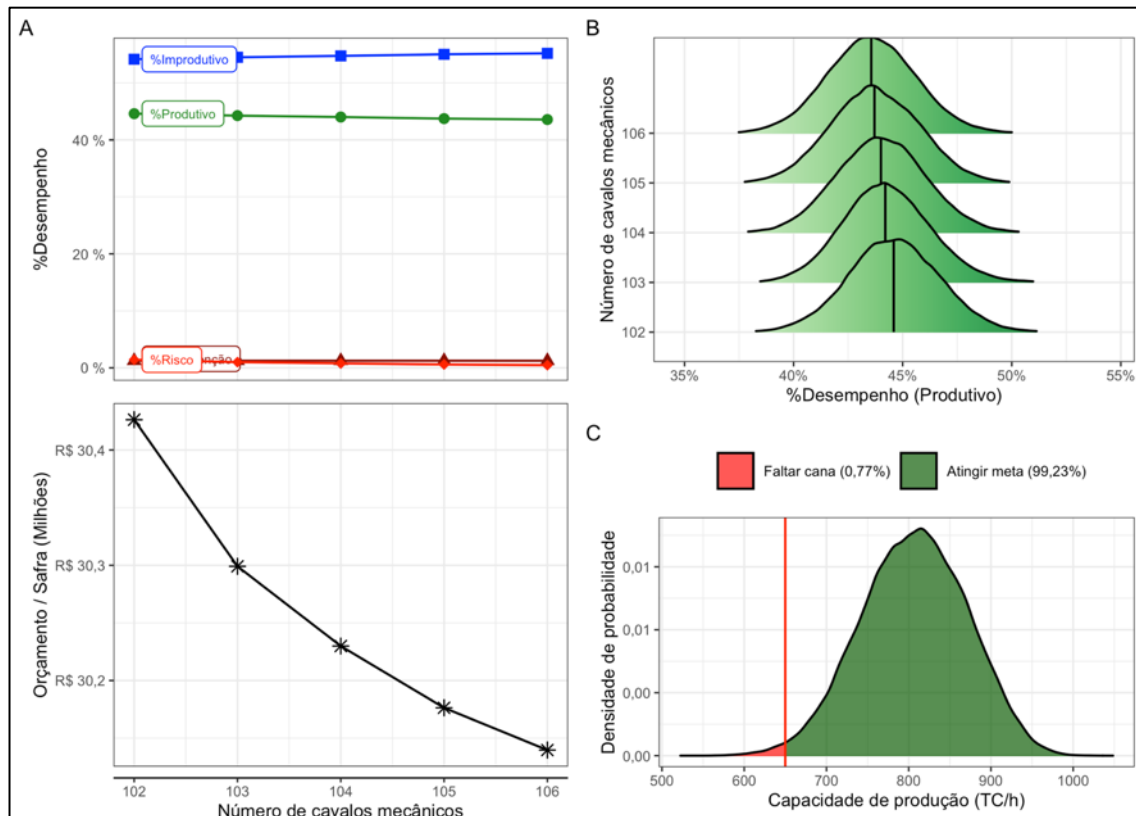


Figura 20: A - Resumo gráfico dos cenários / B - Desempenho produtivo dos caminhões comparado ao número de equipamentos / C - Risco de falta de cana para o cenário selecionado

7.1.1 - Operação

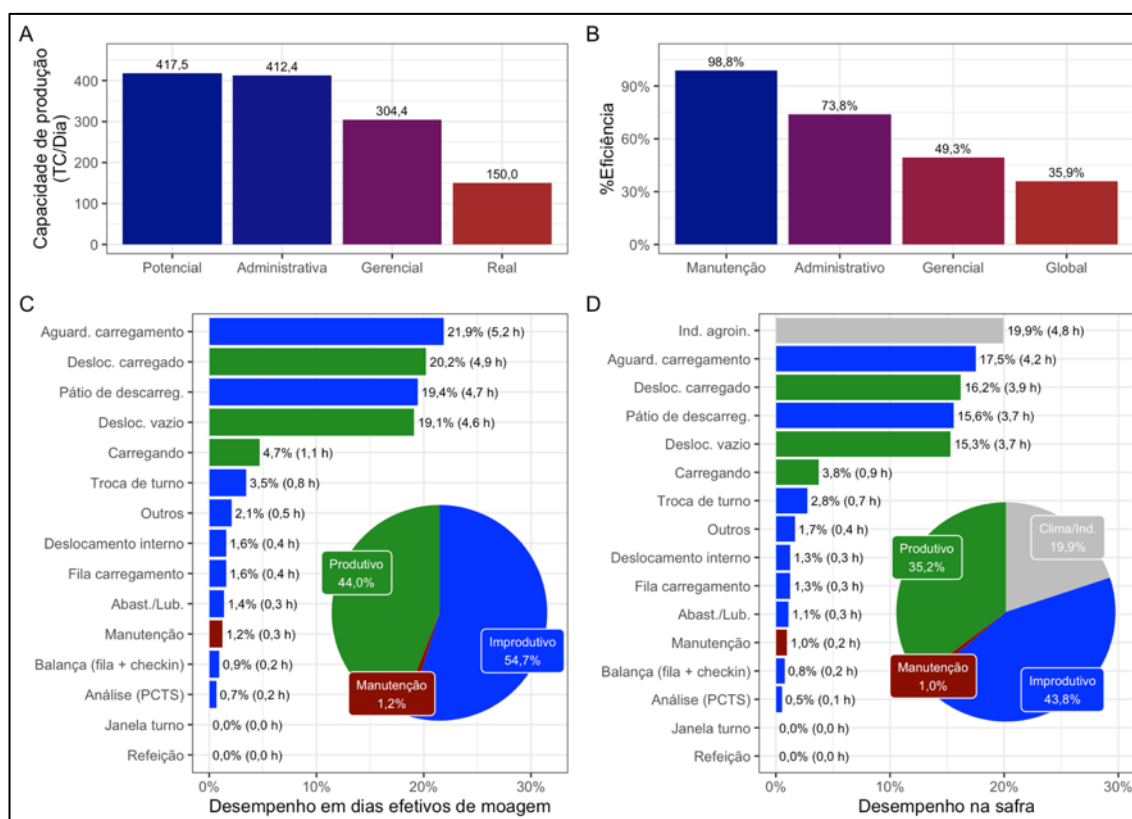


Figura 21: A - Capacidade de produção dos caminhões em toneladas de cana por dia (TC/Dia) / B - Eficiência gerencial / C - Desempenho estimado dos caminhões em dias efetivos de moagem / D - Desempenho estimado dos caminhões na safra

7.1.2 – Financeiro

Tabela 14. Cenário financeiro comparativo entre estrutura própria e de terceiros.

	Próprio (P)	Terceiros (T)	(P - T)
Relação Carreta:Cavalo	1,16	1,16	0,00
Relação Escravo:Cavalo	0,01	0,01	0,00
Investimento em cavalo mecânico (BRL)	400.000,00	0,00	400.000,00
Investimento em carreta (BRL)	221.057,69	0,00	221.057,69
Investimento em escravo (BRL)	3.846,15	0,00	3.846,15
Investimento total (BRL)	624.903,85	0,00	624.903,85
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa real)	15,16%	13,22%	1,94%
Taxa Mínima de Atratividade (TMA → taxa nominal)	19,85%	13,22%	6,63%
Período de análise (anos)	7,2	7,2	0,0
Visão econômica			
Custo unitário (BRL/TC)	19,46	12,00	7,46
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(4.388.339,28)	(2.076.923,08)	(2.311.416,20)
Visão contábil			
Custo unitário (BRL/TC)	13,27	12,00	1,27
Valor Presente Líquido (VPL → BRL)	(3.320.114,60)	(2.076.923,08)	(1.243.191,52)

Fonte: Agro Efficiency

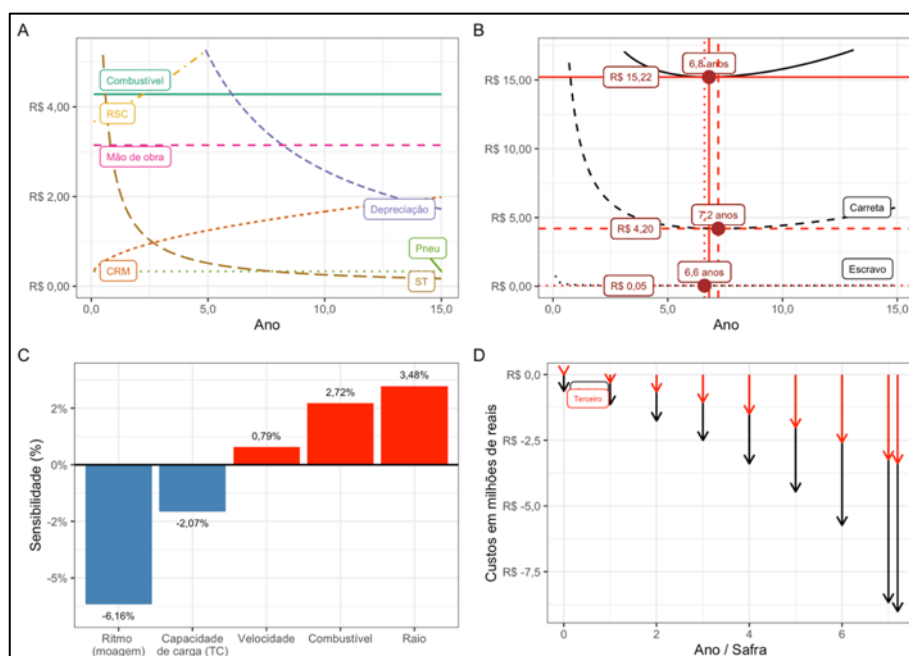


Figura 22: Desempenho macro dos indicadores financeiros. / A - Comportamento dos custos fixos e variáveis / B - Vida útil econômica da estrutura de transporte com bate e volta no pátio / C - Teste de sensibilidade / D - Fluxo de caixa (Estrutura própria vs Estrutura de terceiros)

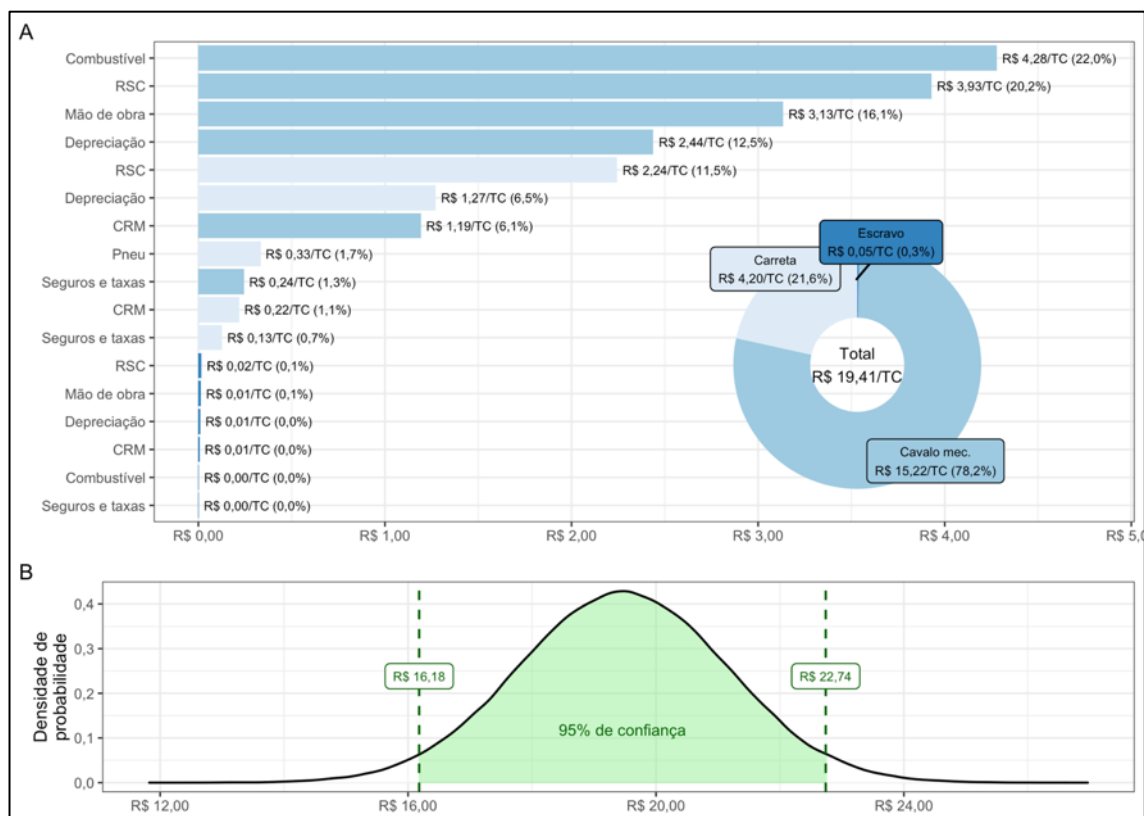


Figura 23: A - Descrição dos custos / B - Teste de confiança dos custos da operação de transporte fixo.

8 - Mapa de riscos

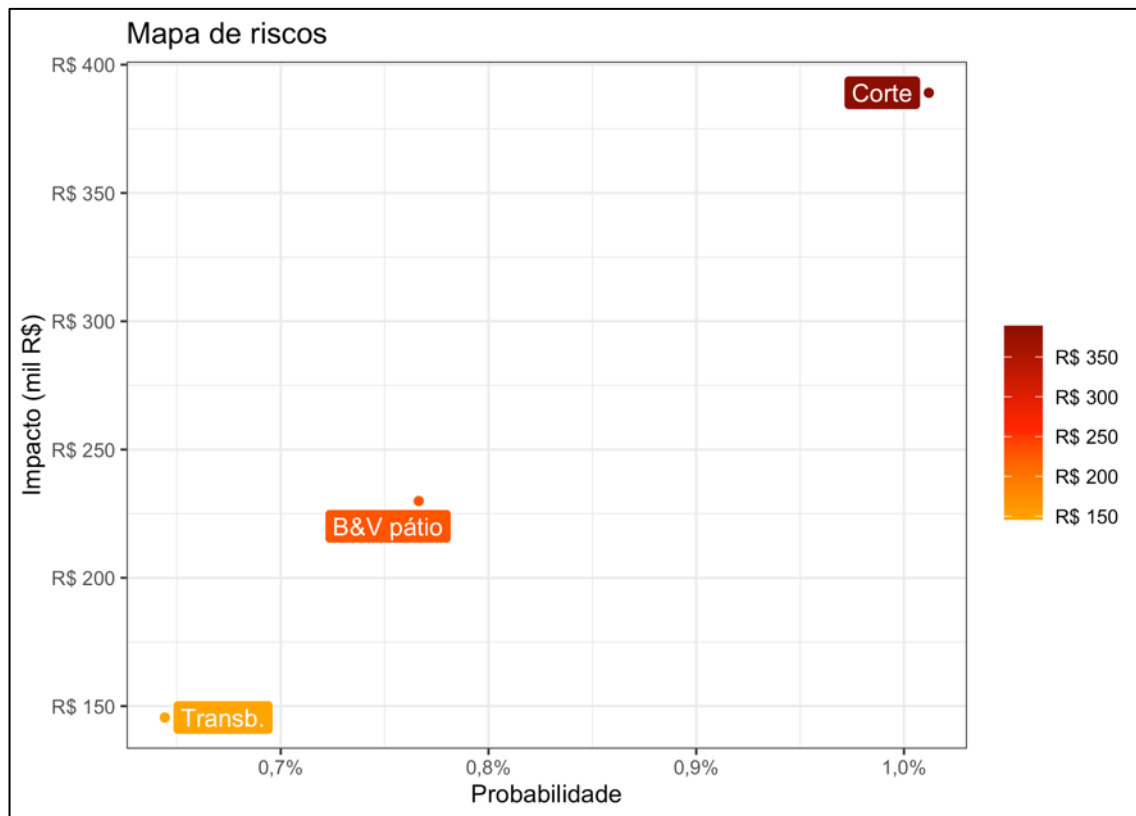


Figura 24: Mapa de riscos.

9 - Visão holística

9.1 - Estrutura própria

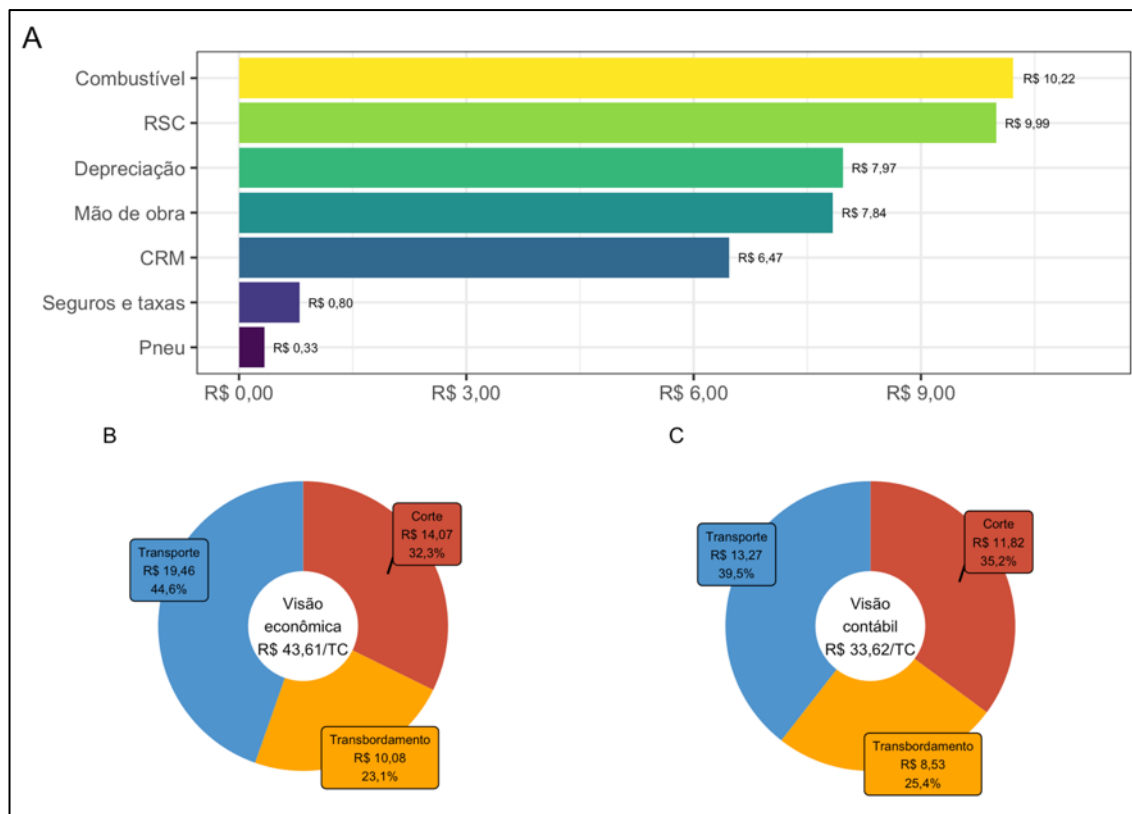


Figura 25: A - Descrição global dos custos / B - Visão econômica dos custos de CTT / C - Visão contábil dos custos de CTT

Tabela 15. Avaliação dos resultados esperados.

	Un.	Corte	Transbordamento	Transporte	Total
Volume (cota)	TC	806.451,6	851.063,8		
Custo atual	BRL	15,00	9,50		24,50
Custo estimado	BRL	11,82	8,53		20,35
Diferença	BRL	(3,18)	(0,97)		(4,15)
Diferença	%	-21,21%	-10,18%		-20,38%
Saldo (Saфра)	BRL	(2.565.530,96)	(823.235,90)		(3.388.766,86)
Custo de capital (CTT)	%	12,93%	12,93%		12,93%
Perpetuidade	BRL	(19.836.012,44)	(6.365.044,06)		(26.201.056,50)

Fonte: Agro Efficiency

9.2 - Estrutura global

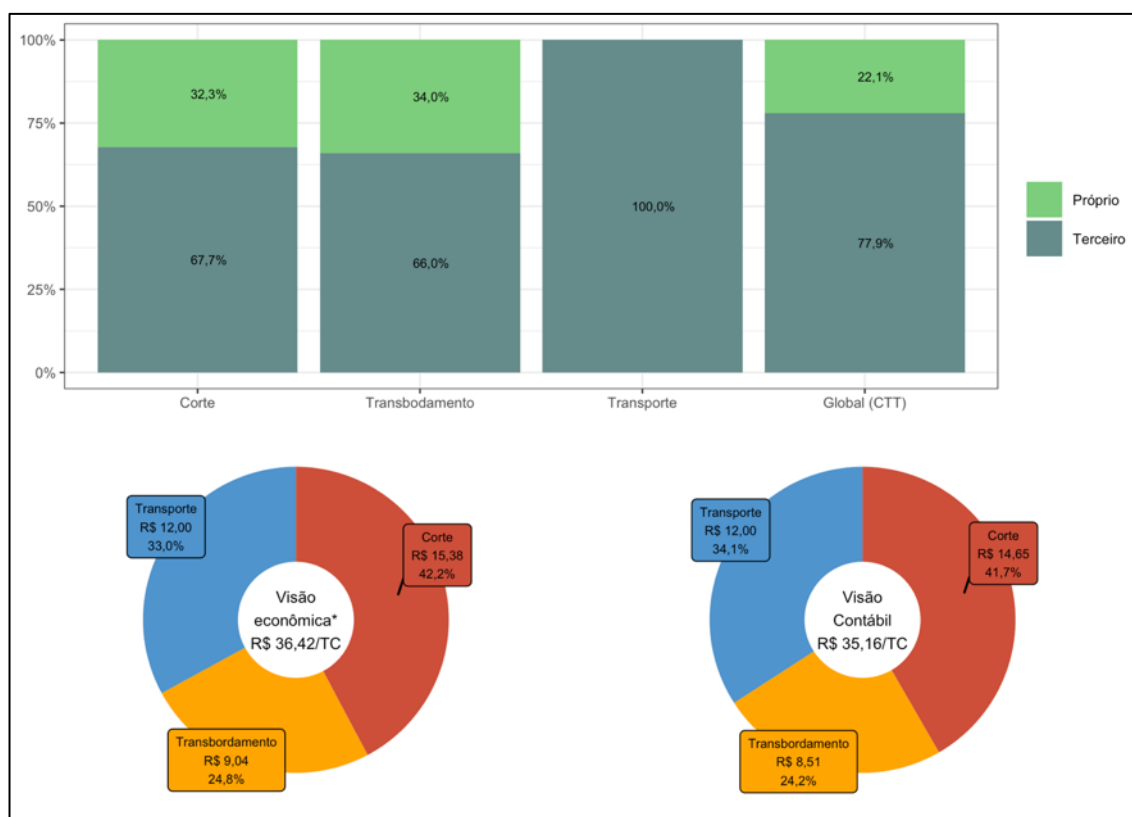


Figura 26: A - Peso dos custos (Próprio vs Terceiro) / B - Visão econômica dos custos de CTT / C - Visão contábil dos custos de CTT

Tabela 16. Avaliação dos resultados esperados em relação a redução de custos.

	Un.	Custo por TC	Custo por ATR
Custo atual	BRL	36,00	0,2693
Custo estimado	BRL	35,16	0,2517
Diferença	BRL	(0,84)	(0,0176)
Diferença	%	-2,33%	-6,55%
Saldo (Saфра)	BRL	(2.094.154,64)	(6.164.923,60)
Custo de capital (CTT)	%	13,15%	13,15%
Perpetuidade	BRL	(15.920.366,72)	(46.867.524,77)
Fonte: Agro Efficiency			

Tabela 17. Avaliação dos resultados esperados em relação ao aumento de margem.

	Un.	Quantidade
ATR atual	kg/TC	133,68
ATR estimado	kg/TC	139,73
Diferença	kg/TC	6,05
Diferença	%	4,52%
Saldo	ATR/Safra	15.116.122,07
Etanol Hidratado		
Produção	m3	8.937,58
Preço	BRL/Litro	1,9291
Receita	BRL/Safra	17.241.045,29
TMA	%	13,49%
Perpetuidade	BRL/Safra	127.768.594,85
Açúcar Cristal		
Produção	Sacas	288.063,31
Preço	BRL/Saca	84,85
Receita	BRL/Safra	24.441.662,56
TMA	%	13,44%
Perpetuidade	BRL/Safra	181.808.073,06
Saldo Médio		
Receita	BRL/Safra	20.841.353,92
TMA	%	13,47%
Perpetuidade	BRL/Safra	154.737.880,75

Fonte: Agro Efficiency

ANEXO C – Sumário de produção das colhedoras (safra 2017/18)

Grupo Baldin - Unidade Taboão
RCMP_031
Período: 01/03/2017 a 30/11/2017
Tipo Equipamento: Colhedora
Unidade(s) Industrial(ais): 2

Sumário de Produção
Equipamento

17/12/2020 14:38:58
Página: 1
PIMS C/S®

Equipamento	TC Cargas	Horas Equip.	Dias Trab. Equip.	TC/eq.Dia	TC/Dia	TC/C C/Dia	TC/h
608305 CASE A-8800	34.511,870	2249	1	1,072,53	261,454	15,345	32,178
608308 JOHN DEERE 3520	46.205,190	3353	1	1,36,47	330,037	13,780	23,95
608309 JOHN DEERE 3520	11.782,970	789	1	83	141,963	14,934	9,51
608310 JOHN DEERE 3520	34.541,920	2522	1	103	335,338	13,696	24,49
608313 CASE A-8800	88.365,300	5557	1	204	433,163	15,902	27,24
608314 CASE A-8800	110.718,030	6830	1	204	542,735	16,211	33,48
608315 CASE A-8800	103.916,710	6409	1	202	514,439	16,214	31,73
608316 CASE A-8800	90.761,800	6094	1	206	440,591	14,894	29,58
608317 CASE A-8800	85.900,060	5876	1	207	414,976	14,619	28,39
608318 CASE A-8800	89.333,700	6008	1	198	451,180	14,869	30,34
608319 CASE A-8800	99.704,180	6693	1	207	481,663	14,897	32,33
608320 CASE A-8800	103.880,390	6932	1	197	527,312	14,986	35,19
832001 JOHN DEERE 3520	84.135,090	4100	1	207	406,450	20,521	19,81
832002 JOHN DEERE 3520	80.914,710	4210	1	183	442,157	19,220	23,01
832003 CASE A-8800	27.861,380	1605	1	86	323,970	17,359	18,66
832013 JOHN DEERE 3520	70.842,010	3740	1	199	355,990	18,942	18,79
832028 CASE A-8800	20.713,810	1159	1	63	328,791	17,872	18,40
880004 JOHN DEERE CH570	5.889,050	377	1	13	453,004	15,621	29,00
Total Geral	1.189.978,170	74503	18	29.346,43	419.893	15.972	26,29

40,549

ANEXO D – ATA DE REUNIÃO nº 01/2018



ATA DE REUNIÃO

Comitê:		ATA nº:	
PLANEJAMENTO E CONTROLE DE SAFRA		01/2018	
Local:	Horário:	Data:	
Sala de treinamento II (RH)	das 14:00 hs às 15:30 hs	18/04/2018	
COMPONENTES		COMPONENTES	
Rene Schmidt (x) Presente () Ausente	Carlos Roberto Ravanelli F () Presente (x) Ausente		
Carlos Henrique Baldin () Presente (x) Ausente	Dênis (x) Presente () Ausente		
Paulo Sérgio Checco (x) Presente () Ausente	() Presente () Ausente		
César A. B. Sartorelli () Presente (x) Ausente	() Presente () Ausente		
Edson José Negrisoni (x) Presente () Ausente	() Presente () Ausente		
Edson Giarretta Baptista (x) Presente () Ausente	() Presente () Ausente		
Fabrizio Ventura Borin (x) Presente () Ausente	() Presente () Ausente		
Wilson Santos Jr. (x) Presente () Ausente	() Presente () Ausente		
ASSUNTOS ABORDADOS			
1. Apresentação de resultados prévios sobre a importância do planejamento e controle de safra. A primeira quinzena de abril/2016 o rendimento das colhedoras era de 302 TC/Dia, com a adoção das estratégias e planejamentos, no mesmo período de abril/2017 o rendimento passou para 415 TC/dia (↑ 37%). Nesta safra, dando sequência ao projeto, a primeira quinzena de abril/2018 obteve rendimento de 515 TC/Dia (↑ 24%).			
2. O sistema de Fila Única de Transbordo (FUT) passa pelo processo de instalação dos equipamentos. O Sr. Wilson garantiu que até a data de 27/04/2018 todos os equipamentos estarão aptos ao uso deste sistema.			
3. Até a data de 18/04/2018 se contabiliza 0,8 dias adiantados da moagem em relação ao planejamento.			
4. O Sr. Rene apresentou o Relatório de Horas Apontadas e Desempenho do Corte e Carregamento (RHADCC), que será utilizado na safra 2018/19 para gestão das premissas de performance dos equipamentos. Esse relatório apresenta o indicador de aproveitamento de horas disponíveis para operação, que conclui que toda a estrutura, sem exceção, expõe condições para melhorias para o aumento da eficiência. E ainda, reforça a conclusão apresentada nos estudos da safra 2016/17 e discutida desde então, que a relação Colhedora:Transbordo de 1:2 é proporção elevada as condições de uso da Baldin Bioenergia. Desta forma, deve ser utilizada estrategicamente em momentos conforme a demanda real deste uso para gestão dos custos, gerando condições para uso da estrutura em outras atividades, como será discutido na reunião do Comitê +CANA no dia 24/04/2018.			
5. Os Srs. Rene e Paulo, abordaram sobre os resultados apurados de perdas na colheita. A Frente 21 (Moraes), apresenta índice de perda 110% maior quando comparada a média das Frentes 1, 2, 3 e 11. Neste ritmo, até o final da prestação de serviço no final de maio, a preservação deste índice pode gerar perda equivalente a 543 TC (maior que a cota diária desta Frente). Além dos custos gerados por perda e o pagamento para esta operação, o serviço tem apresentado potenciais perdas futuras em consequência ao pisoteio da soqueira em áreas de primeiro corte.			
6. A pedidos dos Srs. Edson Negrisoni e Leonardo, o Sr. Rene deve avaliar a possibilidade da criação de mais uma estrutura de colheita do prestador de serviço Guellero de maio até o final da safra, visando obter 50.000 TC, que este prestador diz só entregar a Baldin Bioenergia com a criação de mais essa Frente. Diante as conclusões citadas no item 4, o planejamento adianta que essa estratégia tende a reduzir a eficiência da estrutura própria, elevar os custos, perdas futuras com o pisoteio da soqueira característica do serviço deste prestador e deveria ser um cenário a ser estudado como hipótese da segunda quinzena de julho em diante, pois pode resultar na não compra de mais uma colhedora, prevista pelo planejamento de safra para esse período. O Sr. Rene aguarda os dados necessários para realizar o estudo solicitado e deve convocar reunião extraordinária na próxima semana para apresentação das conclusões.			
PENDÊNCIAS			
ASSUNTO / AÇÕES		RESPONSÁVEL	PRAZO
1. Instalação FUT		Wilson	27/04/2018
2. Acompanhar metas		Rene	02/05/2018
3. Acompanhar evolução das perdas		Rene / Paulo / Edson / Leonardo	02/05/2018
4. Estudo dos impactos oriundos da criação de mais um Frente (Guellero)		Rene	27/04/2018
5.			
6.			
7.			
PRÓXIMA REUNIÃO			
Local:	Horário:	Data:	
Sala de treinamento II (RH)	das 14:00 hs às 16:00 hs	02/05/2018	
Esta ata foi elaborada por:		Gestor do Comitê:	
Rene Schmidt		Rene Schmidt	

ANEXO H – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2016/17)

Página: 1
PIMS C/S®

29/12/2020 15:03:23

Sumário de Produção Frente

Grupo Baldin - Unidade Taboão
RCMP_031
Período: 01/03/2016 a 31/12/2016
Tipo Equipamento: Tr. Transbordo
Equipamento(s): 603054-603069
Unidade(s) Industrial(ais): 2

	TC Cargas	Horas Equip.	Trab. Equip.	Dias	TC/eq.Dia	TC/Dia	TC/C	C/Dia	TC/h
Frente									
F2	198.320,570	14201	10.623,10	7	216	137,3	206,369	918,151	13,965
F3	265.949,250	16783	12.573,83	8	214	138,8	239,594	1242,754	15,846
F11	77.167,380	5896	4.049,41	10	116	34,7	222,384	665,236	13,088
Total Geral	541.437,200	36880	27.246,34	14	216	171,9	225,036	2506,654	14,681

15,33

19,872

ANEXO I – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2017/18)

Grupo Baldin - Unidade Taboão
RCMP_031

Período: 01/03/2017 a 31/12/2017
Tipo Equipamento: Tr. Transbordo
Equipamento(s): 603054-603069
Unidade(s) Industrial(ais): 2

Sumário de Produção Frente

29/12/2020 15:05:30
Página: 1
PIMS C/S®

	TC Cargas	Horas Equip.	Trab. Equip.	Dias	TC/Eq.Dia	TC/Dia	TC/C. C/Dia	TC/h
Frente								
F1	115.364,350	8229	6.181,14	12	208	49,8	192,917	554,636
F2	248.506,010	16702	10.566,80	8	213	106,6	291,332	14.019
F3	241.827,050	14860	9.558,55	8	211	103,9	291,007	14.879
F11	16.450,600	1076	744,28	5	78	16,2	203,094	16.274
Total Geral	622.148,010	40867	27.050,77	14	215	166,6	266,787	2893,712

15.224

17.52

22.999

ANEXO J – Sumário de produção dos veículos transbordo (safra 2018/19)

Grupo Baldin - Unidade Taboão
RCMP_031

29/12/2020 15:06:21

Sumário de Produção Frente

Período: 01/03/2018 a 31/12/2018
Tipo Equipamento: Tr. Transbordo
Equipamento(s): 603054-603069
Unidade(s) Industrial(ais): 2

Página: 1
PIMS C/S®

	TC Cargas		Horas Equip.		Dias		TC/eq.Dia		TC/Dia		TC/C. C/Dia		TC/h	
					Trab.	Equip.								
Frente														
F1	111.805,580	7091	3.966,48	4	215	105,0	266,204	520,026	15,767	16,88	28,188			
F2	165.799,000	10075	5.079,93	10	212	55,8	297,131	782,071	16,456	18,06	32,638			
F3	209.815,140	13955	6.957,44	7	223	120,4	248,891	940,875	15,035	16,55	30,157			
F11	4.853,310	348	129,96	8	15	4,0	151,666	323,554	13,946	10,88	37,345			
Total Geral	492.273,030	31469	16.133,81	13	228	141,2	268,269	2159,092	15,643	17,15	30,512			

