Universidade de São Paulo
Escola Superior de Agricultura "Luiz de Queiroz"

Uso de espectrometria para investigação da qualidade da cana-de-açúcar em campo

Marcos Nascimbem Ferraz

Dissertação apresentada para obtenção do título Mestre em Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2015

Marcos Nascimbem Ferraz
Engenheiro Agrônomo

Uso de espectrometria para investigação da qualidade da cana-de-açúcar em campo

versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011

Orientador:
Prof. Dr. **JOSÉ PAULO MOLIN**

Dissertação apresentada para obtenção do título Mestre em Ciências. Área de concentração: Engenharia de Sistemas Agrícolas

Piracicaba
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
DIVISÃO DE BIBLIOTECA - DIBD/ESALQ/USP

Ferraz, Marcos Nascimbem
Uso de espectrometria para investigação da qualidade da cana-de-açúcar em campo / Marcos Nascimbem Ferraz. - - versão revisada de acordo com a resolução CoPGr 6018 de 2011. - - Piracicaba, 2015.
148 p. : il.

Dissertação (Mestrado) - - Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”.

1. Agricultura de precisão 2. Geoestatística 3. Teor de açúcares 4. Analises multivariadas 5. Espectrometria I. Título

CDD 633.61
F379u

“Permitida a cópia total ou parcial deste documento, desde que citada a fonte – O autor”

“Aos meus pais, Paulo Bahiense Ferraz Filho e Maria Angélica Nascimbem Ferraz, por terem feito de mim quem sou. Por toda inspiração, exemplo e incentivo.
Dedico.”

AGRADECIMENTOS

À gloriosa Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz, por me proporcionar a melhor estrutura de aprendizado e experiências possível.

Ao meu eterno orientador e grande amigo, Prof. Dr José Paulo Molin, pela supervisão, ensinamentos e convívio durante toda a minha vida profissional e acadêmica.

Aos demais professores do departamento de Engenharia de Biossistemas, nas pessoas dos Profs. Drs. Casimiro Dias Gadanha Junior, Leandro Maria Gimenez, Marcos Milan e Thiago Libório Romanelli, pela convivência e aprendizado adquiridos.

À minha banca de qualificação, Profs. Drs. Carlos Alberto Vettorazzi, Peterson Ricardo Fiorio e Rafael Vieira de Sousa, pelos valiosos conselhos.

Aos funcionários, Agnaldo Ferraz Degaspari, Áureo Santana de Oliveira, Davilmar Aparecida Domingues Collevatti, Fernanda Barbosa Neves da Silva, Francisco de Oliveira, José Geraldo Gomes, Juarez Renó do Amaral e Luiz Afonso da Costa, por toda a assistência e prontidão.

Ao Prof. Dr. Claudio Lima de Aguiar, do Setor de Açúcar e Álcool do Departamento de Agroindústria, Alimentos e Nutrição, e aos funcionários Rosemary Leonessa da Silva, Sylvino Luiz Torrezan, e Pedro Dorival Lucentini do mesmo departamento, por toda a ajuda e prontidão com as análises laboratoriais.

À empresa VERION, na pessoa do Eng. Agr. Franz Pavlu, por todo o apoio.

À toda a equipe da empresa Raizen, na pessoa do Eng. Agr. Pedro Lian Demétrio Barbieri Castanho, pela ajuda com as informações e coleta das amostras.

Aos meus grandes amigos, André Freitas Colaço, Leonardo Maldaner e Mateus Tonini Eitelwein, pela convivência e ajuda com a coleta de campo.

A todos os alunos da pós-graduação e ao Gmap, pela troca de experiências, convívio e amizade.

À República Kombat, pela eterna amizade e convivência.

Ao meu irmão Tarso Nascimbem Ferraz, pela grande e eterna amizade, e por ser um ótimo exemplo de vida.

E, finalmente, agradeço a minha querida namorada Aline Carvalho Girotto, por todo o companheirismo, amor e momentos felizes.

“Everything around you was made up by people that were no smarter than you. When you realize that, you realize that you can change everything”

- Steve Jobs

“Live as if you were to die tomorrow. Learn as if you were to live forever”

- Mahatma Gandhi

SUMÁRIO

RESUMO 11
ABSTRACT 13
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS 15
LISTA DE FIGURAS 17
LISTA DE TABELAS 23
1 INTRODUÇÃO 25
2 REVISÃO BILIOGRÁFICA 27
2.2 Métodos para avaliação da qualidade da cana-de-açúcar 31
2.3 Importância da avaliação da qualidade na cultura da cana-de-açúcar 35
2.4 Espectrometria para análise da qualidade em produtos agrícolas 37
2.5 Uso de sensores para investigações relacionadas à qualidade em cana-de-açúcar no campo 41
2.6 Geoestatística 45
3 MATERIAIS E MÉTODO 47
3.1 Etapa 1 - Análise de um conjunto preliminar de amostras: análises laboratoriais e do espectro para consolidação da metodologia 47
3.1.1 Medições espectrais e análises de laboratório 47
3.1.2 Análises e processamento dos dados 56
3.2 Etapa 2 Avaliação de um maior conjunto de dados para validação da metodologia 57
3.2.1 Obtenção das amostras 57
3.2.2 Análises e processamento dos dados 60
3.3 Etapa 3 - Mapeamento da qualidade em um talhão comercial 62
3.3.1 Obtenção das amostras 62
3.3.2 Medições espectrais 64
3.3.3 Análises e processamento dos dados 66
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO 71
4.1 Etapa 1 - Análise de um conjunto preliminar de amostras: análises laboratoriais e do espectro para consolidação da metodologia 71
4.1.1 Análise do Brix obtido nas secções da cana 71
4.1.2 Predições de Brix 72
4.1.3 Análises de Laboratório 79
4.1.4 Correlações com as análises de laboratório 80
4.2 Etapa 2 - Avaliação de um maior conjunto de dados para validação da metodologia 85
4.2.1 Análise do Brix obtido nas secções da cana 86

4.2.2 Predições de Brix nas análises efetuadas nos colmos das plantas 87
4.2.3 Análises de laboratório 91
4.2.4 Correlações com as análises de laboratório 93
4.3 Etapa 3 - Uso de espectrômetros para mapeamento da qualidade em um talhão comercial 98
4.3.1 Mapeamento da qualidade da cana-de-açúcar 98
4.3.2 Correlação das predições espectrais 102
5 CONCLUSÕES 117
REFERÊNCIAS 119
ANEXOS 127

RESUMO

Uso de espectrometria para investigação da qualidade da cana-de-açúcar em campo

O gerenciamento agrícola no âmbito da Agricultura de Precisão visa explorar o potencial da lavoura considerando as diferenças existentes em cada local. Deste modo, é necessário um grande número de informações, como a quantidade produzida ou renda obtida, sendo que estas devem ser coletadas de maneira rápida, automatizada e georreferenciada. No entanto, no caso da cana-de-açúcar, a qualidade ou teor de açúcares também irá influenciar diretamente na renda do produtor. Diversos estudos propõem métodos de automatização da colhedora visando ao monitoramento da produtividade na cultura, mas poucos consideram a análise da qualidade no processo. Dentre os métodos existentes para medição do teor de açúcar o que mais se adequa a esta necessidade é a espectrometria. Deve-se, portanto, avaliar a possibilidade de seu uso e com qual forma de amostragem se obtêm as melhores calibrações. Para isso, espectros obtidos de diferentes formas físicas da amostra (corte, lasca, casca, caldo e fibras) foram correlacionados com resultados laboratoriais com Brix, Pol, ATR, pureza e teor de fibras. Para as correlações, foram utilizadas análises multivariadas do tipo PLSR. Dentre os espectros obtidos diretamente nos colmos, as medições na lasca foram as que resultaram em melhores correlações com o Brix. No entanto, ao se utilizar espectros obtidos diretamente dos colmos para prever resultados vindos de amostras compostas, as diferenças entre os colmos reduzem a capacidade de predição do método. Assim, espectros obtidos das amostras compostas de caldo ou fibras foram as que melhor se correlacionaram com os dados de laboratório. O teor de fibras foi o parâmetro que menos se correlacionou com as medições espectrais. Ressalta-se que foram encontradas diferenças de qualidade entre diferentes alturas no colmo. Foi realizado também o mapeamento da qualidade em um talhão comercial e, neste, observou-se a dependência espacial entre as amostras. A espectrometria foi eficaz em mapear regiões com padrões de qualidade diferentes ao longo do talhão. Obteve-se coeficiente de variação de 5% do teor de qualidade em um talhão de 16,5ha, o que poderia justificar o gerenciamento de ações localizadas.

Palavras-chave: Agricultura de precisão; Geoestatística; Teor de açúcares; Análises multivariadas; Espectrometria óptica.

ABSTRACT

The use of spectroscopy to predict sugarcane quality in the field

Site specific farm management aims to explore the potential of the crop considering the differences within the field. Thus, a large amount of information is necessary, as yield or obtained income, this information shall be collected in a fast, automated and georreferenced way. However, in the case of sugarcane, quality, or sugar content will also directly influence farmer's income. Several studies suggest harvester automation aiming to monitor yield, but few consider the quality analysis in the process. Among the existing methods for measuring sugar content the one that is best suited to this need is the spectroscopy. Therefore, it is necessary to assess the feasibility of its use and which form of sampling will obtain better calibrations. So, spectra that were obtained from different sample forms (cross sectional surface, transverse sectional surface, skin, juice and fiber) were related to laboratory results of Brix, Pol, ATR, Purity and fiber content. For the correlations, multivariate analyzes using PLSR were used. Among the spectra obtained directly in the stalks, the measurements on the transverse sectional surface were the ones with better correlations with Brix. However, when using spectra directly from the stalks to predict results obtained from composite samples, the differences between the stalks reduce the predictive capacity of the method. So spectra obtained from composite samples like juice or fibers were those with best capacity to predict laboratory data. The fiber content was the parameter that less correlated with spectral measurements. Quality differences were found between different heights in the stem. Quality parameters were also mapped in a commercial field and spatial dependence between samples was found. The spectrometry was effective in mapping regions with different quality levels over the field. A coefficient of variation of 5% was obtained in a 16.5 ha field, which could justify local management actions.

Keywords: Precision agriculture; Sugarcane quality; Geostatistic; Multivariate analysis

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ARC – Açúcares Redutores da Cana

ATR – Açúcar Total Recuperável

B - Brix do caldo

F – Teor de Fibras

Lal - leitura sacarimétrica obtida com a mistura clarificante à base de alumínio

MLR - Multiple Linear Regression - Regressão Linear Múltipla

MSC – Multiplicative Scatter Correction – Correção Multiplicativa do espalhamento de luz

NIR – Near Infra Red – Infravermelho Próximo

PBU – Peso do Bagaço Úmido extraído em prensa

PC: Pol do caldo

PCR - Principal Component Regression – Regressão de componentes principais

PLSR - Partial Least Square Regression – Regressão de quadrados mínimos parciais

Q – Pureza do caldo

S - Pol do caldo

SMLR - Stepwise Multiple Linear Regression - Regressão Linear Múltipla em etapas

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Localização de pontos de sensoriamento de fluxo de massa em uma colhedora de cana-de-açúcar (COX, 2002)..... 29

Figura 2 - Funcionamento de um polarímetro, adaptado de Fatobene (2007) 33

Figura 3 - Princípio da refratometria, adaptado de Hanson (2006) 34

Figura 4 - Possíveis locais de medição da qualidade da cana-de-açúcar em uma colhedora (adaptado de NAWI et al., 2014) 44

Figura 5 - Sistema de amostragem com contato direto com a amostra (Fonte: www.veristechnology.com)..... 48

Figura 6 - Calibrações utilizando referências externas (Fonte: www.veristechnology.com) (esquerda) e foto do autor (direita) 49

Figura 7 - Coleta automática de referência escura; a) Referencia escura, b) referenciando a amostra (Fonte: www.veristechnology.com)..... 49

Figura 8 - Leitura espectral no corte da base do colmo 50

Figura 9 - Leitura espectral no corte longitudinal do colmo 50

Figura 10 - Recipiente para a análise do caldo 50

Figura 11 - Refratômetro digital utilizado para a obtenção do Brix do caldo retirado dos toletes..... 51

Figura 12 - Arranjo amostral para análises de espectrometria e laboratoriais.. 51

Figura 13 - Desintegrador (esquerda); 500g de amostra desintegrada e homogeneizada (direita) 52

Figura 14 - Prensa hidráulica para extração do caldo (a); Pesagem das fibras (b); Caldo e fibras separados (c) 52

Figura 15 - Refratômetro utilizado para as medições em cada tolete (a); refratômetro utilizado para as medições das amostras de laboratório (b)..... 53

Figura 16 - Obtenção do caldo clarificado..... 53

Figura 17 - Leitura sacarimétrica em sacarímetro digital..... 54

Figura 18 - Esquema geral de coleta das amostras da segunda etapa 58

Figura 19 - Obtenção das amostras para análises laboratoriais na segunda etapa 59

Figura 20 - Análise espectral da amostra fibrosa obtida em laboratório, na segunda etapa 60

Figura 21 - Locais de coleta das amostras para calibração na etapa 3 63

Figura 22 - Amostras georreferenciadas em um talhão comercial 64

Figura 23 - Equipamento AgriNir para análise espectral das amostras fibrosas 64

Figura 24 - Alocação da amostra no mecanismo amostrador (a); compressão da amostra (b); amostra comprimida dentro do mecanismo amostrador (c); amostra pronta para a realização da análise espectral (d) 65

Figura 25 - Equipamento AgriNir atualizado para medições diretas de qualidade da cana-de-açúcar, utilizando dados das medições efetuadas 66

Figura 26 - Representação do espectro obtido em cada forma física de amostragem na Etapa 1 71

Figura 27 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no corte: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e) 73

Figura 28 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no caldo: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d) 74

Figura 29 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas na casca: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados

eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e) 75

Figura 30 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no corte vertical (lasca): correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e) 77

Figura 31 - Correlação do Brix com as predições realizadas pela leitura no corte longitudinal dos toletes: validação deixando um colmo de fora para (a) e validação deixando uma variedade de fora (b)..... 78

Figura 32 - Correlação da leitura espectral no caldo extraído das amostras com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f) 81

Figura 33 - Correlação das leituras espectrais no caldo de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f) 82

Figura 34 - Correlação das leituras espectrais na casca de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f) 82

Figura 35 - Correlação das leituras espectrais no corte transversal de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f) 83

Figura 36 - Correlação das leituras espectrais no corte longitudinal (lasca) de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f) 83

Figura 37 - Relação entre o Brix medido em cada tolete e o resultado do Brix das amostras de laboratório na etapa 1 85

Figura 38 - Representação do espectro obtido em cada forma física de amostragem da etapa 2 85

Figura 39 - Correlação do Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas na casca dos toletes na etapa 2..... 88

Figura 40 - Variação do valor de R² de acordo com o número de componentes principais com as medições efetuadas na casca dos toletes 88

Figura 41 - orrelação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no corte base do tolete na etapa 2 89

Figura 42 - Variação do valor de R² de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no corte longitudinal do tolete 89

Figura 43 -Correlação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no corte longitudinal dos toletes, na etapa 2 ... 90

Figura 44 -Variação do valor de R² de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no corte longitudinal dos colmos 90

Figura 45 -Correlação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no caldo extraído dos toletes 91

Figura 46 -Variação do valor de R² de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no caldo extraído dos toletes. 91

Figura 47 - Resultados e análises estatísticas do valor de ATR; ^{abc} letras iguais não diferem estatisticamente pelo teste T (P≤0,05); letras minúsculas comparam entre as secções da mesma variedade; letras maiúsculas comparam mesmas secções entre variedades diferentes; letras em negrito comparam as variedades, considerando todas as secções..... 92

Figura 48 - À esquerda, gráficos de correlação dos espectros obtidos das amostras do caldo obtido do laboratório com os resultados de: Brix (a), Pol (b) e PBU (c); à direita o gráfico da relação do R² obtido com o número de fatores utilizado, sendo o número de fatores de maior correlação indicado abaixo..... 94

Figura 49 - À esquerda, gráficos de correlação dos espectros obtidos das amostras fibrosas obtidas em laboratório com os resultados de: Brix (a), Pol (b) e PBU (c); à direita o gráfico da relação do R² obtido com o número de fatores utilizado, sendo o número de fatores de maior correlação indicado abaixo..... 95

Figura 50 -Correlação entre os resultados de Brix obtidos de cada tolete com o resultado de Brix das amostras de laboratório obtidos na Etapa 2 96

Figura 51 - Correlação entre os parâmetros de qualidade e as medições espectrais em cada comprimento de onda obtidos na etapa 2, para as formas amostrais Fibras e Caldo 97

Figura 52 - Distribuição dos parâmetros de qualidade analisados no talhão obtidos pelas amostras georreferenciadas, obtidas na etapa 3 ... 100

Figura 53 - Mapas dos parâmetros de qualidade analisados – ATR, Brix, Pol, Pureza, ARC e Teor de Fibras (esquerda); gráficos dos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita) 102

Figura 54 - Correlação entre as análises de laboratório e as medições efetuadas pelo equipamento AgriNir atualizado para leituras de qualidade da cana-de-açúcar 103

Figura 55 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento AgriNir, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas 104

Figura 56 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros obtidos com o equipamento AgriNir, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas pelo método “Leave-one-out (A)” .. 105

Figura 57 -Correlação entre as análises de laboratório e as medições efetuadas pelo equipamento AgriNir atualizado para leituras de qualidade da cana-de-açúcar, após a segunda atualização utilizando os dados das amostras georreferenciadas 107

Figura 58 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas na etapa 3 108

Figura 59 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out” 109

Figura 60 -Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris obtido no caldo das amostras, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas na etapa 3 110

Figura 61 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando os dados das

amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out” 110

Figura 62 - Mapas do teor de ATR predito pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)..... 114

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Características dos materiais utilizados 47

Tabela 2 -Características dos materiais utilizados 58

Tabela 3 -Características dos locais onde foram realizadas as coletas para obtenção da curva de calibração 62

Tabela 4 -Resumo das metodologias utilizadas para as correlações das análises de laboratório com as medições espectrais. 68

Tabela 5 -Resultados das análises de Brix nas secções da cana na Etapa 1 . 72

Tabela 6 -Resultado das análises de laboratório para as amostras da etapa 1. 79

Tabela 7 -Valores de coeficiente de correlação entre os resultados de laboratório e a média dos espectros obtidos em cada forma de amostragem 81

Tabela 8 -Valores de coeficiente de correlação entre os resultados de laboratório e os espectros obtidos em cada forma de amostragem 84

Tabela 9 -Resultados das médias das medições de Brix efetuadas nos toletes das canas. 86

Tabela 10 - Resultado das médias dos parâmetros analisados em laboratório, para cada variedade em cada secção dos colmos 92

Tabela 11 -Estatística descritiva dos parâmetros de qualidade das amostras georreferenciadas obtidas na etapa 3..... 98

Tabela 12 -Matriz de correlação entre os parâmetros analisados na amostragem georreferenciada. 99

Tabela 13 - Parâmetros de dependência espacial obtidos a partir dos semivariogramas utilizados na interpolação dos parâmetros..... 102

Tabela 14 -Resultado do coeficiente de variação entre as amostras da média do coeficiente de variação entre as predições dos espectros referentes à mesma amostra para os dois métodos apresentados e da correlação entre os resultados observados e os preditos pelos diferentes métodos..... 106

Tabela 15 -Matriz de correlação entre os mapas de predição de ATR 115

1 INTRODUÇÃO

Devido à crescente demanda pelo monitoramento constante da qualidade dos alimentos, a espectrometria surgiu como uma importante ferramenta por proporcionar medições rápidas sem danificação ou necessidade de preparação da amostra. Na agricultura, a importância da espectrometria também aumentou, em função de uma maior quantidade de informações visando ao gerenciamento localizado.

A investigação da variabilidade espacial da produção pode ser considerada a principal etapa do processo produtivo em Agricultura de Precisão (MOLIN, 2000). Em cana-de-açúcar, tão importante quanto a variabilidade da produção é a variabilidade da qualidade, ou teor de açúcar da matéria-prima.

O teor de açúcar define a remuneração e a investigação da variabilidade espacial da qualidade auxiliará a tomada de decisão visando a um manejo mais lucrativo, tendo como produto para análise o açúcar, e não apenas o peso produzido (BREDEHOEFT et al., 2000; MEDEMA; VAN BERJEIJK, 2000). Diversos estudos objetivam a instrumentação e alocação de monitores na colhedora de cana-de-açúcar buscando o monitoramento preciso da produtividade ao longo da colheita (COX et al., 1998; MOLIN; MENEGATTI, 2004; JENSEN et al., 2010), porém poucos estudos têm implantado efetivamente o monitoramento da qualidade no processo.

A qualidade da cultura da cana-de-açúcar tem apresentado grande variabilidade espacial e pouca correlação com a produtividade. Por essa razão, ambos os fatores devem ser analisados em conjunto para se obter informações relevantes ao manejo localizado (SUKHCHAIN et al., 1997 ; JOHNSON; RICHARD, 2005).

Dentre os diversos métodos de avaliação da qualidade, a espectrometria é o método que mais se adequa à avaliação em campo, podendo ser integrada ao processo de colheita pois não necessita de tempo para preparação de amostras, e provou-se eficiente em amostras sólidas, viabilizando a amostragem instantânea (MEHROTRA; SEISLER, 2003; NAWI, et al., 2013a).

A hipótese é que este método seja capaz de monitorar a qualidade da cultura da cana-de-açúcar, de maneira rápida e integrada ao processo de colheita, e avaliar a sua variabilidade dentro do talhão, sendo esta significativa. Deve-se, portanto, avaliar a possibilidade de seu uso e com qual forma de amostragem se obtêm melhores calibrações em espectrometria, buscando a utilização do método para medições instantâneas no campo. É importante entender e caracterizar o espectro considerando diferentes formas físicas do alvo para leitura, e assim obter uma metodologia para a elaboração de um sensor de custo compatível para o uso integrado na atividade de colheita.

Desta forma, os objetivos deste trabalho são: analisar a metodologia, entender e caracterizar o espectro considerando diferentes formas físicas do alvo de leitura e, assim, avaliar a utilização do uso da espectrometria para análise do teor de açúcar no campo.

Propõe-se obter e validar modelos de calibração para cada forma física de leitura, e avaliar qual delas possibilita a geração de modelos robustos e precisos, ponderando, assim, a possibilidade de utilização desse tipo de sensoriamento integrado ao processo de colheita. Caso seja possível demonstrar a determinação da qualidade com o método, e após a obtenção de um modelo robusto, este trabalho se propõe, também, a analisar a variabilidade espacial da qualidade da cana-de-açúcar em um talhão comercial.

2 REVISÃO BILIOGRÁFICA

2.1 Investigação da variabilidade na cultura da cana-de-açúcar

Tradicionalmente, a agricultura é realizada baseando-se em médias em todos os seus segmentos (produtividade, preços, teores de nutrientes no solo, entre outros atributos). No que se refere à produtividade das culturas, esta estratégia é muito comum. O que o produtor conhece, geralmente, é que obteve um determinado valor médio de produtividade em cada talhão, quando não em toda a sua propriedade. A presença da variabilidade espacial, mesmo quando detectada, não é quantificada. Essa forma de se fazer agricultura não se sustenta mais quando a estratégia que se quer é ampliar o gerenciamento dos meios de produção, a racionalização do uso de insumos e, principalmente, a elevação da produtividade. Faz-se necessário o pleno conhecimento e quantificação da variabilidade da produtividade e suas razões, dentro de cada talhão.

A investigação dos limites de produtividade contribui para identificar as variáveis do ambiente responsáveis pelo desempenho final da cultura e para demonstrar o quanto cada uma delas limita a expressão máxima da produtividade (BARNI et al., 1995). Nesse sentido, Argenta et al. (2003) ressaltam que a determinação do potencial de rendimento torna-se ferramenta importante para a tomada de decisões no manejo, por possibilitar a identificação dos fatores limitantes – e subsidiar o dimensionamento dos impactos dos fatores restritivos ao rendimento – e a definição de estratégias de como superá-los ou minimizá-los através do manejo adequado.

Investigações neste sentido tiveram início no final da década de 1980, com a mensuração da produtividade colhida por meio da instrumentação de colhedoras de cereais. O primeiro sensor comercial foi introduzido pela empresa Massey Fergusson (Atual AGCO), na Inglaterra, no começo da década de 1990. Desde então, diferentes métodos e opções são encontradas. Nas ultimas décadas, têm-se concentrado esforços no desenvolvimento de sensores de qualidade e métodos para avaliação da produtividade em outras culturas, como batata, beterraba, etc (REYNS, et al., 2002 ; STAFFORD, 1999).

De acordo com Sulzbach (2002), o mapa de produtividade é a representação gráfica da quantidade do produto agrícola colhida a cada ponto georreferenciado da lavoura, possuindo como objetivo a determinação da variabilidade espacial da produção. Para Molin (2000), inicialmente assume-se que o mapa de produtividade de um talhão é um conjunto de pontos, entendidos aqui como uma pequena porção da lavoura, sendo que o dado mais importante é a quantidade de grãos colhidos naquele determinado ponto, e enfatiza que é necessário conhecer a sua posição espacial.

A geração e a interpretação de mapas de produtividade tem recebido especial atenção de pesquisadores e de fabricantes de máquinas agrícolas, em face de sua importância no contexto do entendimento do processo da variabilidade espacial da produção agrícola e na definição de ações de manejo agronômico. Para Moore (1998), o mapa de produtividade é um dos métodos mais concisos para se estimar a heterogeneidade da área, contribuindo para o entendimento do potencial de rendimento e o aprimoramento da gestão da lavoura na busca pela alta produtividade das culturas.

Durante a última década, um esforço considerável tem sido feito para o desenvolvimento de sistemas de monitoramento da produtividade para cana-de-açúcar (BRAMLEY, 2009). Cox (2002) testou diferentes métodos, acabando por patentear um que consiste em uma plataforma de pesagem suportada por células de carga na parte superior do elevador (COX et al., 2003; US patent N^{o}. 6,508,049 B1). Essa mesma metodologia de sensoriamento foi testada no Brasil por Molin e Menegatti (2004) e por Magalhães e Cerri (2007).

Outro método que combina os dados de pressão dos rolos do sistema de alimentação para o picador e a torção em uma chapa defletora no elevador foi patenteado por Wendte et al., 2001 (US patent No 6,272,819 B1). Hernadez et al. (2003) e Fernandez et al. (2007) foram capazes de estimar a produtividade da cana através da altura do vão de alimentação: quanto maior a abertura dos rolos alimentadores, maior a quantidade de massa que entra da colhedora. Outro método (PRICE, et al., 2011) considera o uso de fibras óticas para monitorar a quantidade de cana nas taliscas do elevador. Este método é muito similar ao método já utilizado em algumas colhedoras de grãos (REYNS,

et al., 2002): os sensores estimam a altura do triângulo formado pelas taliscas e os toletes, através do tempo em que o feixe de luz é interrompido, e transformam o dado de volume em peso por meio de calibrações.

Assim, diferentes métodos de avaliação da produtividade são possíveis em uma colhedora de cana-de-açúcar, pois diversas partes da máquina são afetadas de acordo com a quantidade de cana absorvida pela colhedora, sendo possível a instrumentação e mensuração de sinais em diversos locais da máquina. Cox (2002) separa as técnicas para o sensoriamento em busca do monitoramento da produtividade em uma colhedora de cana-de-açúcar em quatro métodos distintos, sendo: 1 – medição da energia de corte; 2 – medição da força gasta no elevador; 3 – medição volumétrica e 4 – medição da massa (pesagem).

A Figura 1 apresenta a localização dos sensores de acordo com cada tipo de medição em uma colhedora de cana-de-açúcar.

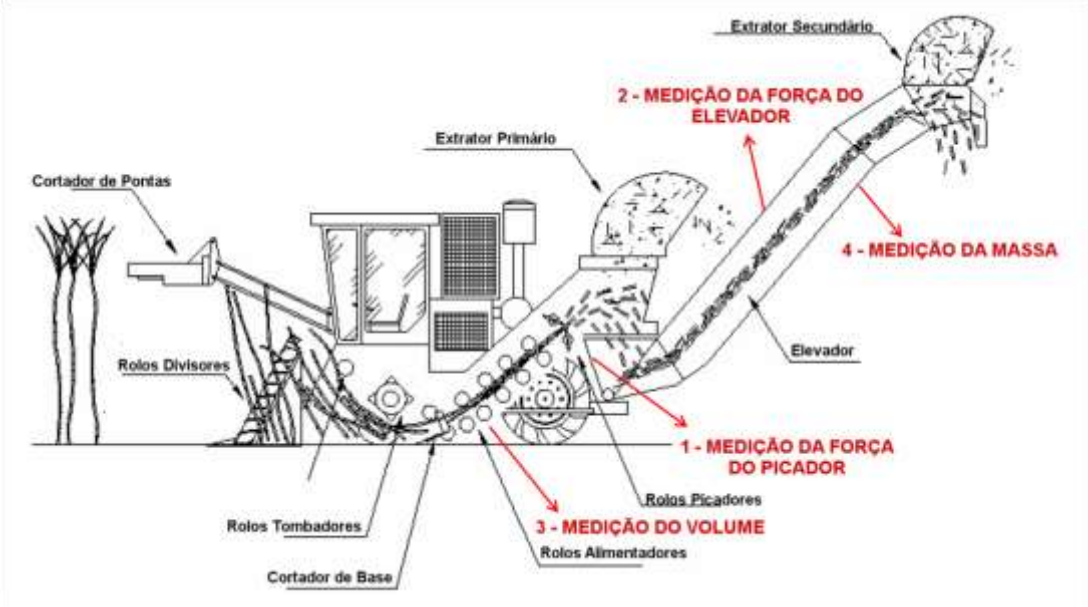


Figura 1 - Localização de pontos de sensoriamento de fluxo de massa em uma colhedora de cana-de-açúcar (COX, 2002)

Jensen et al. (2010) avaliaram três sistemas de monitoramento de produtividade comercialmente disponíveis para a indústria de cana-de-açúcar na Austrália. Os três sistemas eram baseados em princípios operacionais distintos, sendo que um sensor (TechAgro) estimava a produtividade por meio da abertura do rolo de alimentação, um segundo sensor (AgGuide) se baseava

na variação de pressão no motor do elevador, e um terceiro sensor (MTData) se baseava na variação de pressão dos motores para o corte e rolagem. O único método, dentre os avaliados, que pôde ser considerado suficientemente acurado para o monitoramento de produtividade foi o primeiro (TechAgro), que realiza a medição volumétrica a partir do afastamento dos rolos de alimentação.

No entanto, Cox (2002), ao testar essas diferentes técnicas, obteve resultados aceitáveis na metodologia do monitoramento da pressão do motor utilizado para o corte da cana (R^2 = 0,84) e na pressão hidráulica do motor do elevador de transporte (R^2= 0,86), mas a metodologia de avaliação da abertura do vão do sistema de alimentação obteve um resultado ainda mais significativo (R^2=0,91). O melhor resultado foi obtido com a plataforma de pesagem com R^2=0,95.

No Brasil, a metodologia de pesagem no elevador da colhedora também tem apresentado bons resultados (PAGNANO, 2001; MOLIN; MENEGGATTI, 2004; MAGALHÃES; CERRI, 2007). No entanto, muitas vezes é necessário empregar fatores de correção, ou recalibrações, uma vez que a operação de colheita de cana-de açúcar é uma operação bruta, requerendo equipamentos robustos para esse tipo de monitoramento se tornar viável comercialmente (PAGNANO, 2001).

Além da instrumentação da colhedora, outros métodos podem ser utilizados para a avaliação da produtividade na cultura da cana-de-açúcar, como, por exemplo, o uso de índices de vegetação, como o NDVI (Normalized Difference of Vegetetion Index), obtidos a partir de imagens aéreas ou de satélites (LAMPARELLI et al., 2003). No entanto, essa técnica não tem sido validada e utilizada com o propósito de identificar a variabilidade espacial em nível detalhado (dentro de uma lavoura), e sim para estimativas regionais.

Para o caso de cana cortada manualmente, a metodologia proposta para o monitoramento da produtividade consiste na quantificação da carga recolhida em cada ciclo e o georreferenciamento de cada garrada da carregadora mecânica. Molin et al. (2003) observaram uma certa constância no peso médio

das garradas da carregadora que, georreferenciadas, podem oferecer parâmetros para a elaboração dos mapas de produtividade.

2.2 Métodos para avaliação da qualidade da cana-de-açúcar

Durante as últimas décadas, houve um significativo aumento na importância de se monitorar a qualidade dos alimentos e seus processos de produção, com especial preocupação com a sua segurança. Essa necessidade requer técnicas de detecção rápidas, que podem ser instaladas na linha de produção, e que efetuem o monitoramento e registro dos dados de maneira constante para que possam ser acessados sempre que necessário (BURNS; CIURCZAK, 2001 ; PEMEN et al., 1998).

Com o aumento da importância da indústria da cana-de-açúcar no Brasil, faz-se necessária a padronização de métodos de avaliação e medições para adequação do produto no mercado internacional, com a adoção de métodos internacionais de análise de açúcar reconhecidos pela ICUMSA (International Commission for Uniform Methods of Sugar Analysis) e a IOLM (International Organization of Legal Metrology).

O fator mais importante é a porcentagem de açúcar medido em uma escala de rotação da luz polarizada, chamada de Pol. Esta escala é definida em convenções da ICUMSA e é chamada “escala internacional do açúcar”. A rotação da luz polarizada nas soluções de açúcar são medidas por um instrumento chamado sacarímetro, um tipo especial de polarímetro, especialmente calibrado para esse fim.

Toda indústria de cana-de-açúcar deve ter pelo menos dois sacarímetros, um para analisar a qualidade do material que chega do campo, para fins de pagamento ao produtor (portanto a necessidade de um instrumento regulamentado com procedimentos específicos de calibração) e outro para controle do processo de produção na indústria. Os sacarímetros são calibrados periodicamente utilizando-se placas de quartzo de referência (ALVARENGA et al., 2005 ; ALVARENGA et al., 2011).

O polarímetro foi inventado por Jean Baptiste Biot em 1815 e aperfeiçoado, em 1842, por Ventzke, que adaptou um prisma de Nicol ao mesmo, separando o feixe de luz em dois componentes com polarizações perpendiculares entre si e aproveitando somente um dos feixes de luz. Por fim, Mitscherlich introduziu o uso de luz monocromática nas observações. O desenvolvimento técnico e comercial dos polarímetros ocorreu de modo simultâneo na França e na Alemanha. O instrumento mostrou ser um excelente aliado na análise de açúcares, em especial quando, em 1860, o governo da Prússia resolveu taxar e controlar a qualidade do açúcar refinado. Essa taxação foi rapidamente adotada por outros países, elevando a importância estratégica da boa qualidade das análises. Foi Biot que construiu o primeiro polarímetro especializado na análise de açúcares, o sacarímetro, sendo basicamente um polarímetro comum, com escala indicando valores já corrigidos para percentual em massa de sacarose (BAGATIN et al., 2005).

A luz é um fenômeno ondulatório em que as vibrações se propagam em diferentes direções. No caso da luz polarizada, as vibrações produzem-se apenas em um desses possíveis planos. Substância opticamente ativa é aquela que produz rotação do plano da luz polarizada. Se a rotação do plano de polarização for para a direita, a amostra é dextrogira (ex: Glicose); se a rotação for para a esquerda, a amostra é dita levogira (ex: Frutose). A rotação dependerá da concentração de moléculas na amostra, do comprimento do tubo e sua temperatura. Assim é possível calcular a concentração através da relação entre esses fatores.

A Figura 2 apresenta o funcionamento de um polarímetro. Primeiramente a luz é passada por filtros para padronização do comprimento de onda e, posteriormente, por um polarizador, antes de atravessar a amostra. Após passar pelo tubo contendo a amostra, a luz polarizada sofre um desvio e, então, uma lente analisadora sofre rotação, de modo a permitir passar o máximo de intensidade de luz, medida por um detector situado após a lente. A rotação necessária da lente analisadora é, então, mensurada. As setas representam as direções das ondas vibracionais da luz.

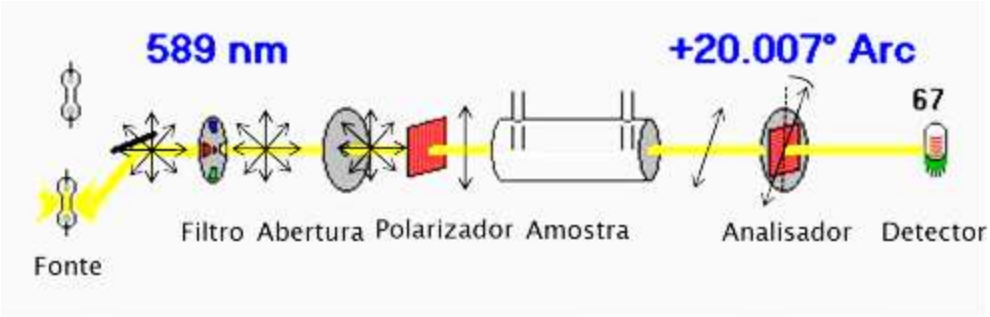


Figura 2 - Funcionamento de um polarímetro, adaptado de Fatobene (2007)

No entanto, o sacarímetro se mostra pouco prático devido à exigência de constantes calibrações e aferições com tubos padronizados e testes de linearidade, além de manutenções nas lentes, tubos de uso, lâmpadas, etc (CALDAS, 2005). O processo de clarificação e filtragem do caldo também pode ser demorado e custoso devido à necessidade de reagentes (Manual do Conselho dos Produtores de Cana-de-Açúcar, Açúcar e Álcool do Estado de S. Paulo - CONSECANA- SP, 2006).

Outros métodos podem ser utilizados para se determinar a qualidade da cana-de-açúcar. Além do Pol, deve ser medido o ter de sólidos solúveis Brix, que determina a concentração em g/100g de sólido da solução. A medição de Brix pode ser feita pelo método de “Densimetria”, ou seja, analisando a relação da densidade da solução açucarada com a densidade da água destilada, utilizando um equipamento denominado densímetro (Brix Densimétrico), medindo a concentração em peso de sólidos solúveis em solução, ou por meio de refratometria (CALDAS, 2005).

A refratometria é um método óptico utilizado para determinar a velocidade com a qual a luz se propaga por um meio, relacionando-a diretamente com a densidade, baseado no principio da refração. A velocidade varia com o meio porque a interação entre as moléculas nos diferentes meios varia e isto faz com que a direção de propagação da luz seja alterada. A refratometria trata, portanto, da identificação de medida do quanto a trajetória da luz é desviada com esta mudança de meio. A Figura 3 ilustra o princípio da refratometria, sendo o índice de refratometria a relação entre a velocidade da luz no meio “A” sobre a velocidade da luz no meio “B”, ou a relação entre o seno dos ângulos θ_a e θ_b. Quanto maior a concentração do meio “B”, maior

será o índice de refração, sendo o mesmo também influenciado pela temperatura (HANSON, 2006).

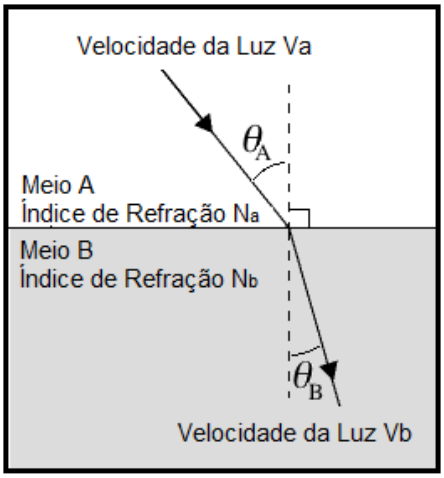


Figura 3 - Princípio da refratometria, adaptado de Hanson (2006)

Assim, a refratometria consiste em um processo mais rápido e sem a necessidade do uso de clarificantes ou processos de filtragem. No entanto, os valores de Brix não correspondem necessariamente aos valores de Pol, e essa relação é dada pelo grau de pureza do caldo (Q): quanto menor a pureza do caldo, maior a concentração de açúcares redutores na amostra (Glicose e Frutose). Sendo assim, para a obtenção do Açúcar Total Recuperável (ATR), de acordo com o manual CONSECANA (2006), os dois equipamentos devem ser utilizados. No entanto, o mesmo manual considera a possibilidade do uso de espectrometria do Infravermelho Próximo (NIR) para a medição tanto do Brix quanto do Pol, através de definições de curvas de calibrações construídas com os resultados de Pol e Brix pelos métodos citados acima. As curvas de calibração devem ser atualizadas a cada safra com, no mínimo, 100 novos pares de dados representativos (distribuição homogênea na frequência dos resultados), em cada terço do período de moagem.

A espectrometria possui vantagens perante as técnicas descritas anteriormente, principalmente devido à não necessidade de preparação das amostras e à rapidez e simplicidade das análises, atendendo o requisito para medições instantâneas (MEHROTRA; SEISLER, 2003). O NIR compreende os comprimentos de onda mais indicados para esse tipo de análise, pois a fraca absorbância em relação à água permite a análise em alvos com alta umidade (OSBORNE, 2000).

2.3 Importância da avaliação da qualidade na cultura da cana-de-açúcar

Apesar dos esforços para a obtenção de mapas de produtividade em cana-de-açúcar, pouco tem sido feito para avaliar a qualidade. Isso pode ser uma grande limitação para a adoção plena da Agricultura de Precisão pela indústria da cana-de-açúcar (BRAMLEY, 2009). Sukhchain et al.(1997) observaram que não há relação entre a qualidade e a produtividade da cultura da cana-de-açúcar. Portanto, mapas de qualidade devem ser feitos para complementar os mapas de produtividade com o intuito de melhorar a divisão da área em unidades de gerenciamento, buscando a gestão localizada (JOHNSON; RICHARD, 2005).

Em cereais, o conceito de qualidade é orientado pelo teor de proteína, justificando a colheita seletiva de acordo com o nível de proteína contido no grão para a orientação do consumo final e destino do produto. Por exemplo, alimentação animal ou humana, indústria, etc. Diversos autores analisam a possibilidade da utilização de sensoriamento NIR integrado na colhedora para separação dos grãos durante a colheita (MAERTENS et al., 2004; LONG, et al., 2008; RISIUS et al., 2009). Os dados de proteína, nesse caso, podem servir também para a aplicação de N de reposição em taxas variáveis (LONG et al., 2000 ; TAYLOR et al., 2005).

Uma revisão feita por Bramley e Whelan (2012) mostra diversas aplicações de mapeamento da qualidade para culturas como uva e cereais. Os autores apontam também o setor de cana-de-açúcar como um importante usuário de mapas de qualidade, já que a remuneração do produto é definida com base também na qualidade. Cálculos realizados em um talhão de 6,8 ha com pouca variabilidade de solo sugeriram que 23% da variação da renda obtida do talhão foram devido à variação do teor de açúcar. Os autores consideram que, em talhões com maior variabilidade, a importância da variação da qualidade pode ser ainda maior.

Os produtores de cana-de-açúcar têm a sua remuneração parcialmente embasada na qualidade da cana-de-açúcar expressa pela concentração total de açúcares (sacarose, glicose e frutose) recuperáveis no processo industrial.

Essa concentração é expressa em relação de massa de açúcares por massa total de cana (quilograma por tonelada de cana) e o valor da tonelada de cana é, então, obtido pela multiplicação do Açúcar Total Recuperável (ATR), e o seu valor fixado em convenção entre produtores e compradores. O ATR representa o conjunto de açúcares contido na cana e um quilo de ATR não equivale exatamente a um quilo de açúcar obtido por meio de cristalização no processo industrial (BURNQUIST,1999).

Esse sistema de pagamento justifica que, além do mapeamento da produtividade, sejam mapeadas as características de qualidade. Com a adoção do manejo localizado nas regiões do campo onde os parâmetros de qualidade estejam fora dos padrões, pode-se obter produtos com características superiores na maior parte do campo e, com isso, aumentar o retorno econômico da atividade (BREDEHOEFT et al., 2000; MEDEMA; VAN BERJEIJK, 2000). Bramley et al, 2012 apontam que os produtores de cana-de-açúcar podem ter resistência na adoção da aplicação de insumos a taxas variáveis, visando a economia de insumos e o aumento de produtividade devido à possibilidade de perda na qualidade por menor quantidade de insumos aplicados.

Entre os poucos estudos para mapear características de qualidade de produtos agrícolas estão o mapeamento do conteúdo de açúcar na beterraba (HUMBURG; STANGE, 1999) e do rendimento de sacarose da cana-de-açúcar a partir da correlação com a condutividade elétrica do solo (LINGLE; WIEGAND, 1997). Estes últimos autores consideraram que mapas de qualidade ou de teor de açúcar iriam ajudar a decisão do momento certo da colheita, além da possibilidade de dividir a área de acordo com a qualidade do produto colhido, o que poderia favorecer uma remuneração diferenciada.

Scarpari e Beauclair (2008) avaliaram a variação espaço-temporal do teor de sólidos solúveis com o uso de um refratômetro de campo e observaram uma dependência espacial dos dados. Varella et al. (2012) propuseram uma metodologia para o mapeamento do Brix em cana-de-açúcar e observaram que com 2,04 avaliações por hectare foi possível validar a interpolação por krigagem. Com 202 amostras georreferenciadas em um talhão de 6,8 ha,

Bramley et al (2012) observaram um coeficiente de variação no teor de açúcar baixo (3,8%), mas essa variação se mostrou espacialmente estruturada ao longo do talhão, sendo que o Brix e o Pol seguem o mesmo padrão de variação ao longo do talhão.

2.4 Espectrometria para análise da qualidade em produtos agrícolas

A espectrometria do NIR foi descoberta por Friedrich Wilhelm Herschel em 1800 (DAVIES, 1998) e abrange, por definição, o intervalo de comprimento de onda de 780-2500nm. Quando a luz atinge uma amostra, a radiação incidente pode ser refletida, absorvida ou transmitida, e a porcentagem relativa a cada um desses fenômenos depende da constituição química e dos parâmetros físicos da amostra.

A reflexão é dividida em três fenômenos diferentes: reflexão especular, reflexão difusa e dispersão. A reflexão especular causa brilho, enquanto que a reflexão difusa externa é induzida por superfícies ásperas. Ambas fornecem apenas informações sobre a superfície da amostra. A dispersão é causada por refrações múltiplas de mudanças de fase no interior do material. O principal elemento de difusão em frutas e vegetais são as paredes celulares, pois causam mudanças bruscas no índice de refração. Sustâncias em suspensão, como grãos de amido, cloroplastos e mitocôndrias, também podem induzir dispersão, pois o índice de refração da partícula é diferente do meio que está ao redor. Dispersão também depende do tamanho, da forma e da microestrutura das partículas, podendo aparecer devido a heterogeneidades, tais como poros, aberturas e vasos capilares, que são aleatoriamente distribuídos através da amostra. Eventos de difusão múltipla determinam a intensidade com que a luz difusa é emitida (McGLONE et al., 1997). O processo de difusão afeta o nível de intensidade do espectro refletido, mais do que a forma da curva espectral; esta é mais associada ao processo de absorção.

Devido à dispersão de luz nas amostras é observado um deslocamento na curva do espectro. Ou seja, a luz original da fonte viaja distâncias diferentes

até a medição: quanto maior o caminho percorrido menor é o valor de refletância produzido. Isso causa um deslocamento da curva e afeta o espectro. Para uma boa análise é necessário o pré-tratamento dos dados, de modo a realçar as características do espectro e localizar as posições com características de absorção e pontos de inflexão na curva. Os métodos de normalização mais comuns são a primeira derivativa e a correção multiplicativa do espalhamento de luz (MSC – Multiplicative Scatter Correction) (ABDEL-RAHMAN et al., 2008 ; NÆS et al., 2004).

A maioria das bandas de absorção do NIR são sobretons ou combinações de bandas de absorção fundamentais na região do infravermelho, devido a transições vibracionais e rotacionais. Em moléculas de grandes dimensões e em misturas complexas, como frutas ou farelos, as múltiplas bandas e o efeito de ampliação dos picos resultam em um espectro com ampla cobertura e com poucos picos pontiagudos, sendo muito semelhantes ao espectro da água. Essa semelhança é a razão por que análises estatísticas multivariadas sofisticadas são essenciais para extrair informações úteis de um espectro NIR (POLESSELLO; GIANGIACOMO, 1981; NICOLAÏ et al., 2007).

Técnicas de análises lineares multivariadas são explicadas por Wood et al. (2001) e Naes et al. (2004). Regressões multivariadas objetivam estabelecer uma relação entre n x 1 observações de Y (Variável Y - normalmente o atributo de qualidade desejado) e n x N medições espectrais X (Variável X) onde n é o número de medições espectrais e N é o número de comprimentos de onda.

Nas técnicas de regressão linear múltipla (Multiple Linear Regression – MLR) Y é estimado por uma combinação linear dos valores espectrais em cada comprimento de onda. Os coeficientes de regressão de N são preditos de modo a minimizar o erro entre os valores estimados e os observados, melhorando o R^2 entre eles. Para selecionar um número de variáveis para a equação, normalmente usa-se a técnica “Stepwise” (Stepwise Multiple Linear Regression – SMLR). Esta técnica primeiramente seleciona a variável com melhor correlação com o dado desejado, depois a segunda variável que oferece maior melhora para a correlação, e assim por diante até que não haja mais melhora na correlação com a adição de novas variáveis. O problema de

calibrações utilizando modelos com SMLR é que normalmente acabam não tendo robustez, devido à frequente colinearidade dos espectros, causando um sobre ajuste.

A Regressão de Componentes Principais (Principal Component Regression (PCR) aumenta a robustez do modelo decompondo as variáveis X (ou os comprimentos de onda) por meio da análise dos componentes principais, ou variáveis latentes, que são, então, utilizas para ajustar um modelo SMLR. A vantagem é que os componentes principais utilizados não têm correlação entre si, aumentando a robustez e filtrando o ruído do modelo. O problema é que os componentes principais são ordenados pela diminuição da variância explicada na matriz espectral. Sendo assim, os primeiros componentes utilizados no modelo não são necessariamente os mais relevantes em relação à resposta da variável desejada.

Para contornar esse problema surgiu a regressão dos quadrados mínimos parciais (Partial Least Square Regression - PLSR). Neste caso, uma base ortogonal de variáveis latentes é construída uma a uma, de forma que elas sejam orientadas de acordo com a máxima covariância entre a matriz espectral X e o valor desejado Y. Dessa forma, garante-se que as variáveis latentes sejam ordenadas de acordo com sua relevância em prever a variável desejada. Ou seja, enquanto a PCR utiliza apenas a própria matriz espectral para escolher os comprimentos de onda que formarão as variáveis latentes, a PLSR utiliza também a relação com a variável Y desejada. O modelo de regressão é então simplificado, na medida em que a relação é concentrada no menor número possível de variáveis latentes. Esse método é uma ótima alternativa para variáveis com alta correlação como dados espectrais de amostras não processadas (MARTENS; NAES, 1991).

De nada adianta, entretanto, obter um bom modelo de calibração sem uma técnica de validação. As validações mais comuns utilizam apenas os próprios dados que foram utilizados no modelo para calcular o erro de validação, porém esses métodos acabam por gerar validações muito otimistas. Para a correta validação de um modelo, é necessário empregar técnicas de

validação cruzada, onde são utilizados dados que não o foram para a geração do modelo (MARTENS; MARTENS, 2000).

A técnica de validação cruzada “deixe um fora” (leave-one-out cross validation) retira uma amostra do conjunto de dados, gera um novo modelo (sem a amostra retirada), e calcula o erro que o modelo gerado obteve para prever a amostra retirada. Esse procedimento é feito com todas as amostras e só então é calculado o erro de validação.

Validações cruzadas do tipo “múltiplas” utilizam um conjunto de dados que são deixados de fora para a validação, em vez de apenas uma amostra. Neste caso, a validação pode ser interna, onde esse conjunto é retirado do próprio conjunto de amostras utilizado para o modelo, ou externas, em que se utiliza um conjunto de validação oriundo de outro conjunto de amostras. No caso de produtos agrícolas, poderiam ser utilizados dados de safras diferentes ou talhões diferentes. Neste caso, a robustez do modelo é de extrema importância, uma vez que muitos fatores podem causar variabilidade do espectro como maturação, nutrição do solo, clima, etc (PEIRS et al., 2002).

Aplicações de espectrometria na indústria de alimentos para monitoramento da qualidade de alimentos de forma instantânea são descritas por Huang et al. (2008). A espectrometria do NIR é altamente aceita como técnica de controle para carnes, frutas e vegetais. A espectrometria provou ser uma técnica eficiente e não destrutiva para monitorar parâmetros químicos e físicos durante o processamento de alimentos. Os autores consideram que o aparecimento da fibra ótica proporcionou uma grande melhora para o uso de técnicas de espectrometria em medições instantâneas.

No caso da cana-de-açúcar, a espectrometria pode ser utilizada para medição de diversos parâmetros de qualidade, como Pol, Brix, Fibras e umidade (O ‘SHEA, et al., 2011). Muitos trabalhos obtiveram resultados para a medição de açúcar na indústria (STAUNTON; WARDROP, 2006), para controle de processos e teor de fibras (JONES et al., 2002), e até para definições de pagamento sobre a cana-de-açúcar provinda de terceiros (POLLOCK et al., 2007). No entanto, as tecnologias existentes no âmbito industrial requerem uma extração significativa de caldo, o que pode ser custoso de obter no campo.

Portanto, faz-se necessário testar o método para amostras sólidas de cana-de-açúcar.

2.5 Uso de sensores para investigações relacionadas à qualidade em cana-de-açúcar no campo

Diversos métodos são comumente utilizados para a medição da qualidade da cana-de-açúcar no âmbito industrial, como refratometria, polarimetria, cromatografia e espectrometria (MEHROTRA; SEISLER, 2003). Porém, deve-se considerar o tempo de amostragem, a forma de amostragem, a necessidade de preparação da amostra, a quantidade de amostra, o custo e a praticidade do equipamento antes de se considerar a implantação do equipamento para uso no campo. Como visto, a espectrometria pode ser considerada a tecnologia mais promissora, devido à rapidez das medições e forma de amostra, porém outros métodos podem ser considerados.

Por exemplo, utilizando um refratômetro, McCarthy e Billingsley (2002) desenvolveram um sensor para ser instalado no despontador da colhedora, com o intuito de determinar a altura máxima de corte para evitar perdas nesse processo. Apesar de o refratômetro trabalhar bem em condições de laboratório, no campo os autores encontraram dificuldade em obter caldo suficiente para as amostras durante a colheita. Sujeira e resíduos também afetaram a medição no campo, sendo necessário adotar um mecanismo para discriminar a sujeira e os resíduos da amostra. O uso de refratômetros tem grande potencial para uso combinado à colheita, devido à dimensão reduzida e à rapidez da amostragem. Porém, a medição pode ser efetuada somente em amostras líquidas e a extração do caldo da cana durante a colheita pode representar uma limitação.

Altos valores de correlação têm sido encontrados com amostras sólidas para medição de qualidade na cultura da cana utilizando espectrometria. No entanto, mais estudos são necessários para se obter a melhor metodologia de amostragem com o propósito de utilização do sensor durante a colheita, integrado à medição de produtividade (NAWI, et al., 2012a).

Nawi et al. (2013a) estudaram a aplicação do uso de bandas do visível e NIR para medição de qualidade em diferentes formas de amostra, por meio do escaneamento dos internodos, tanto a casca quanto o corte, amostras do caldo e amostras fibrosas. As amostras da secção cortada foram as que apresentaram melhores resultados, seguidos pela amostra fibrosa, caldo clarificado, escaneamento da casca do internodo e caldo cru. As amostras, no entanto, sofreram algum tipo de preparação, não garantindo esses resultados para a aplicação no campo.

Doherty et al.(2007) objetivaram medir o teor de açúcar em resíduos de colheita, visando ao monitoramento de perdas em uma colhedora, para melhorar a eficiência dos ventiladores extratores de impurezas da máquina. O erro padrão da predição foi menor do que o desvio padrão das amostras utilizando todo o conjunto de amostras, que incluíam toletes danificados, sacarose e resíduos puros. No entanto, nas medições apenas dos resíduos, não foi possível obter valores de erro na predição melhores que o desvio padrão entre as amostras. Foi estabelecido, então, um método para obtenção da quantidade de açúcar nos resíduos, que envolve a moagem dos resíduos juntamente com a mesma proporção em peso de água e a medição do Brix na solução resultante.

Um sensor para a medição de açúcar na base do colmo, durante o corte, foi patenteado por Panigrahi e Hofman (2005). O sensor contaria com um sistema de preparação da amostra que cortaria o colmo a ser escaneado, uma câmera de iluminação que emitiria a radiação, um sensor para receber a radiação e um espectrômetro para converter a radiação em bandas espectrais, que seriam analisadas para determinar um indicador de quantidade de açúcar. Os autores recomendam o uso acoplado em colhedoras ou no campo, ou a utilização nos colmos cortados no campo após a colheita.

Com o mesmo princípio, Nawi et al. (2012c) analisaram medições de espectrometria em cortes no internodos da cana, tanto na casca quanto no corte. Foram observados maiores valores de R^2 (0,8) para predição nas medições da casca, e de 0,7 para as medições no corte. Provavelmente as melhores predições se devem à homogeneidade da superfície em relação à cor

e rugosidade, além de refletir menos luz na casca do que no corte. No entanto, diferenças entre coloração da casca podem dificultar uma calibração consistente. Nawi et al. (2013b) foram capazes de encontrar boas predições de açúcar utilizando medições diretamente na casca da cana. Os valores de R^2 entre a referência e os valores estimados através de refletância foram de 0,91 para a reflectância e de 0,89 para absorbância. Esses estudos indicam a possibilidade de integração diretamente na colhedora, evitando a preparação de amostras ou extração do caldo durante a operação.

Nawi et al. (2014) avaliaram as tecnologias de medição de qualidade existentes para a indústria da cana-de-açúcar e seu potencial para o uso em campo, identificando e recomendando as técnicas de medição e estratégias de amostragem mais adequadas para esse fim. Para uso em campo, os autores consideram que a espectrometria seria o melhor método dentre as técnicas de análise de qualidade existentes. Segundo eles, espectrômetros são capazes de medir a qualidade da cana-de-açúcar em diferentes formas de amostragem, incluindo amostras fibrosas, caldo (cru e clarificado) e amostras no tolete (corte e casca). Assim recomendando os possíveis locais para alocação dos sensores considerando cada forma de amostragem (Figura 4).

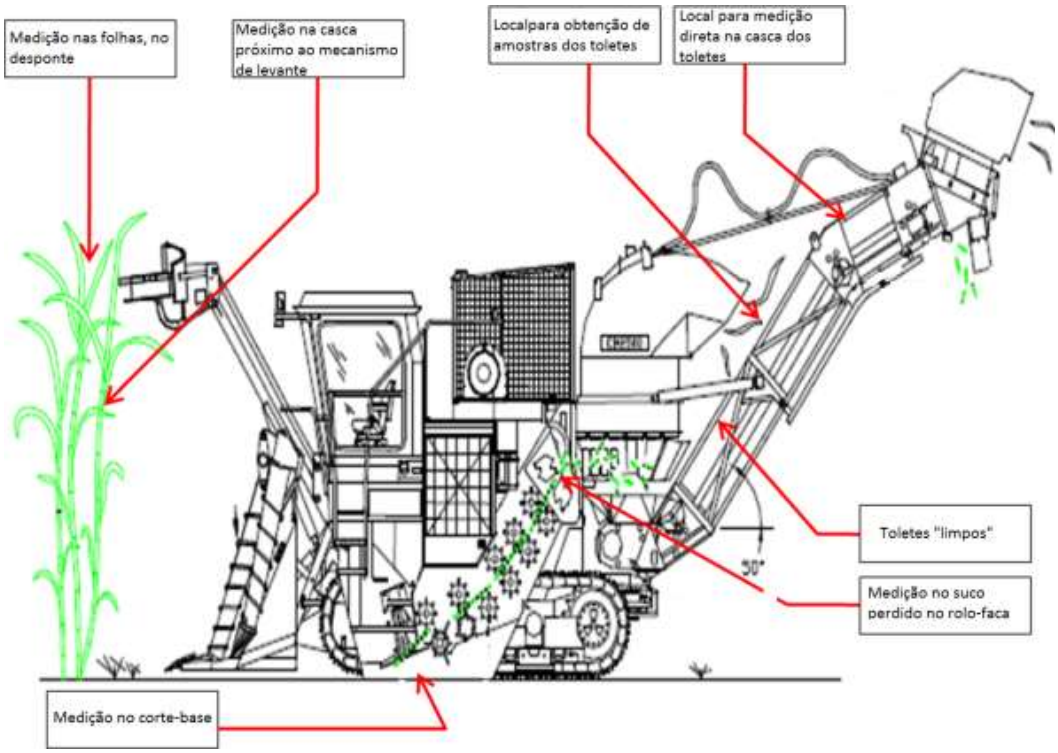


Figura 4 - Possíveis locais de medição da qualidade da cana-de-açúcar em uma colhedora (adaptado de NAWI et al., 2014)

Amostras de folha podem ser obtidas através do mecanismo de desponte da colhedora e o espectrômetro pode ser alocado de modo a obter leituras das folhas antes das mesmas serem podadas. No entanto, nenhum estudo comprova a relação de medições realizadas na folha com o teor de açúcar da cultura. Medições no caldo podem ser realizadas próximas ao rolo-faca, que realiza a tarefa de seccionar o colmo em toletes. De acordo com Gavin (2008), a perda de caldo nesta etapa é da ordem de 3-8%. Este caldo poderia ser coletado, no entanto a grande presença de resíduos e o espaço limitado pode dificultar a alocação do sensor e a validação da técnica.

Medições na casca também poderiam ser realizadas próximas aos rolos divisores de linha e no corte base, conforme proposto por Panigraf e Hofman (2003). No entanto, esses locais também estão sujeitos a resíduos, folhas mortas e terra.

O elevador seria, então, o local que contém os toletes em sua forma mais limpa na colhedora. Os toletes poderiam, assim, ser sensoriados diretamente no elevador e as amostras poderiam ser preparadas e

condicionadas por mecanismos de amostragem, obtendo-se, assim, uma leitura mais homogênea da amostra.

2.6 Geoestatística

Os Sistemas de Informação Geográfica (SIG) são programas que permitem armazenar, manipular, analisar e mostrar espacialmente os resultados colhidos em campo. Podem interagir com outros programas para produção de mapas, permitindo a análise de camadas de dados referentes a um mesmo talhão, permitindo operar o conceito de que todo e qualquer ponto de interesse em Agricultura de Precisão necessita ser georreferenciado (MOLIN, 2001). Os SIG normalmente integram diversos outros sistemas (ex: processamento digital de imagens, análise estatística, análise geográfica, digitalização, etc) devendo ser capaz de realizar estas operações e ainda dispor de entrada e saída de dados em diversos formatos, tendo como ponto central um banco de dados e associando uma posição física do campo com o atributo desta posição (LAMPARELLI et al., 2001).

A grande virtude destes programas é que podem lidar com vários atributos para um mesmo ponto ao mesmo tempo, podendo estes atributos ser mostrados em camadas, com um mapa sobre o outro, utilizando técnicas matemáticas e geoestatísticas para a estimativa de pontos não amostrados (interpolação) e na organização e análise dos dados, bem como a produção desses mapas e a análise espacial dos fatos evidenciados. Assim sendo, SIG é uma ferramenta com a finalidade de auxiliar no gerenciamento, planejamento, monitoramento e tomadas de decisões em áreas agrícolas onde são aplicadas.

Uma das ferramentas de análise espacial de um SIG é a geoestatística. Esta ferramenta disponibiliza métodos, utilizando uma ou mais variáveis para interpolação e simulação espacial baseados em modelos de continuidade espacial (VALENCIA et al., 2004). Interpolação é o processo de predição de valores de atributos em locais não amostrados, a partir de medições feitas dentro da mesma área ou região. A interpolação é usada para converter dados

de pontuais em superfícies contínuas. Assim, camadas espaciais de diferentes atributos podem ser comparadas (BURROUGH; MC DONNEL, 2000).

Diversos métodos matemáticos de interpolação são utilizados para análises agrícolas e ambientais, como triangulação, vizinho-mais-próximo, média local, inverso da distância, quadrados mínimos polinominais e krigagem. Este último é conhecido como o método com menor variância e maior imparcialidade nas predições de amostras esparsas, podendo ser utilizado também para a remoção de ruídos e suavização de dados em amostras densas, como imagens (OLIVER et al., 2000). Seu bom desempenho deve-se ao fato da utilização de parâmetros geoestatísticos nas predições efetuadas, como a variância entre as amostras.

O semivariograma é o gráfico da semivariância pela distância entre os pontos. A semivariância é um índice que mede quanto qualquer ponto difere do outro. Para calculá-la, tomam-se dois pontos e subtrai-se um do outro; eleva-se o resultado ao quadrado e divide-se por dois. O semivariograma é um modelo que expressa o quanto um dado fator varia espacialmente com a distância e dele se extraem alguns parâmetros como o alcance, que é a distância a partir da qual a variabilidade não mais é relacionada com a distância e o efeito pepita, que é a variação ao acaso, natural do fator a ser avaliado (MOLIN,2001).

3 MATERIAIS E MÉTODO

A investigação foi dividida em três etapas, sendo a primeira de aprendizado e caracterização do espectro, utilizando um número reduzido de amostras. A segunda utilizando uma maior quantidade de dados, em lavouras mais próximas à idade de corte da cana e a terceira o mapeamento da qualidade da cana-de-açúcar em um talhão comercial.

A metodologia de cada etapa é descrita a seguir.

3.1 Etapa 1 - Análise de um conjunto preliminar de amostras: análises laboratoriais e do espectro, para consolidação da metodologia

3.1.1 Medições espectrais e análises de laboratório

Foram utilizados colmos de três talhões contendo três variedades distintas de cana-de-açúcar (RB855453, CTC9 e RB966928), coletadas na região de Piracicaba – SP. As plantas foram cortadas manualmente e decepadas na altura do ponto de crescimento. Foram retirados quatro colmos da mesma planta para cada variedade, obtendo-se um total de 12 colmos. A Tabela 1 apresenta informações sobre as variedades e os talhões de onde foram coletados os materiais.

Tabela 1 - Características dos materiais utilizados

Variedade	Estagio	Data Plantio / Último corte	Idade	Vinhaca	Velocidade de Desenvolvimento
RB855453	1o. Corte	10/04/2013	11meses e 22 dias	N	Média
CTC9	4o. Corte	15/09/2013	7 meses e 17 dias	N	Precoce
RB966928	1o. Corte	30/07/2013	11 meses e 24 dias	S	Super Precoce

Estes colmos foram então cortados em três secções iguais (baixa, média e alta) obtendo um total de 36 secções (toletes). Foi realizada a leitura dos espectros de cada tolete, utilizando o espectrômetro comercial Veris VIS-NIR *Spectrophotometer* (Veris Technologies, Inc., Salina, KS, EUA). O equipamento é normalmente utilizado para investigações de parâmetros do solo (LUND, 2011 ; KWEON et al., 2008). A sua vantagem é que possui um sistema para

realizar medições com contato direto com a amostra, e luz ativa, que efetua a iluminação e medição da amostra encostada em uma janela de safira, padronizando tanto a iluminação quanto o ângulo de leitura do espectro, conforme apresentado na Figura 5.

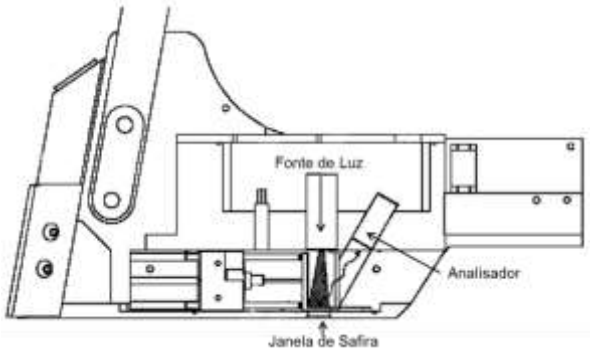


Figura 5 - Sistema de amostragem com contato direto com a amostra

(Fonte: www.veristechnology.com)

O instrumento tem uma faixa espectral que compreende as faixas do visível e do NIR, com resolução de em torno de 5nm, variando ao longo do espectro. Para isso, o equipamento possui dois espectrômetros distintos: o primeiro compreendendo a faixa do visível (372 – 1010nm), com resoluções variando entre 5,95 no começo do espectro e 4,95 no final do espectro; e o segundo compreendendo a faixa entre 1070- 2220nm, com medições a cada 5,95nm no começo do espectro e a cada 3,8nm no final do espectro.

Para garantir que o instrumento não altere as medições ao longo do tempo, devido ao desgaste, o sistema possui procedimentos de calibração que utilizam referências externas (Figura 6). E, durante as coletas, usa um sistema que coleta automaticamente uma referência “escura” a cada nova amostragem (Figura 7).

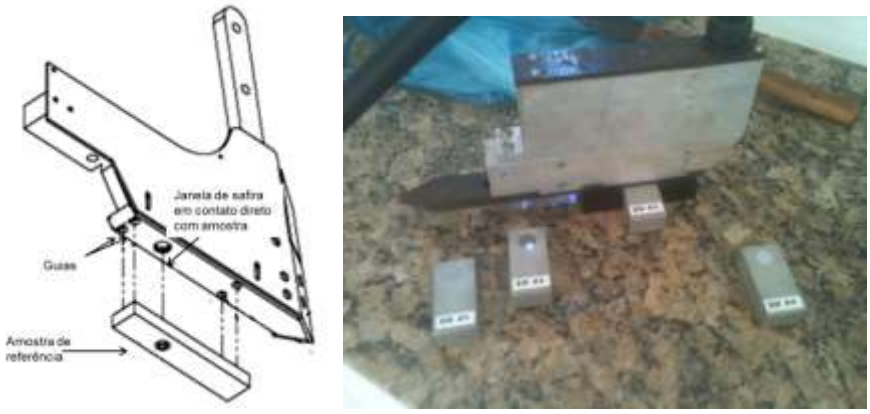


Figura 6 - Calibrações utilizando referências externas (Fonte: www.veristechnology.com) (esquerda) e foto do autor (direita)

a) b)

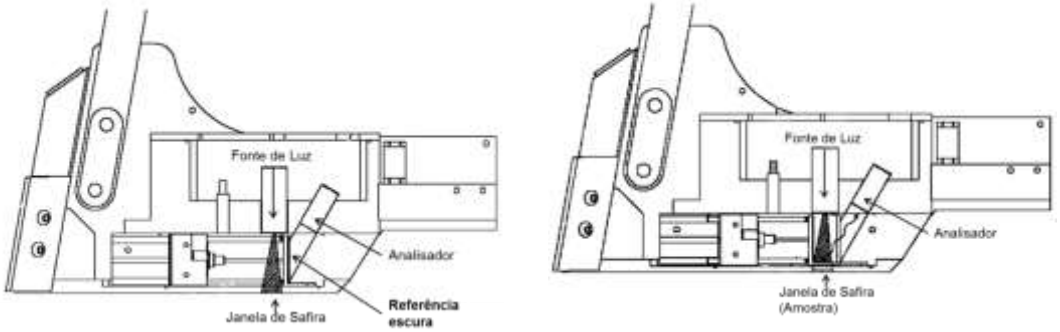


Figura 7 - Coleta automática de referência escura; a) Referencia escura, b) referenciando a amostra (Fonte: www.veristechnology.com)

Foram obtidas leituras espectrais primeiramente na casca dos colmos, apenas posicionando a amostra sobre a janela de safira em contato direto com a amostra. Em seguida, foram obtidas leituras do corte transversal (corte base). A orientação do escaneamento foi de baixo para cima, de modo a analisar a base de cada tolete (Figura 8). As secções foram, então, cortadas longitudinalmente, e foi realizada a leitura na parte interna da cana (Figura 9).

Figura 8 - Leitura espectral no corte da base do colmo

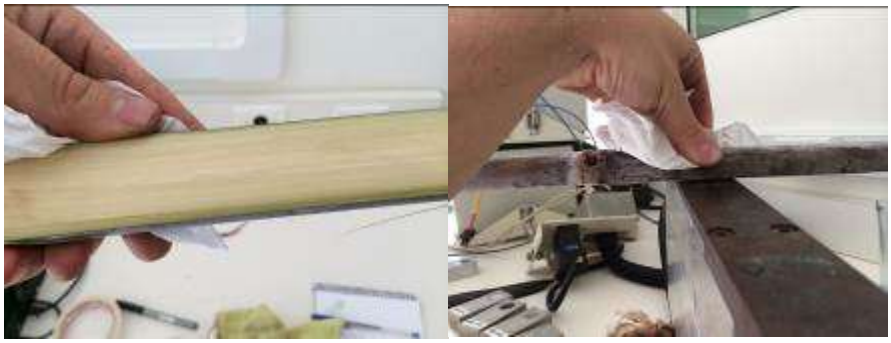


Figura 9 - Leitura espectral no corte longitudinal do colmo

Após as leituras na casca e nos dois sentidos de corte, foi retirada uma pequena quantidade de caldo, tanto para análise espectral quanto para a análise de Brix. Para a análise espectral, o caldo foi colocado em um recipiente disponibilizado pelo fabricante para o armazenamento de amostras, de modo que fosse possível a análise com a mínima interferência de luz externa (Figura 10).

Figura 10 - Recipiente para a análise do caldo

Foi obtido também o Brix do caldo de cada tolete, utilizando-se um refratômetro digital (Atago Co., Ltd, Tóquio, Japão). O refratômetro é capaz de medir o Brix em uma escala de 0 a 53%, com resolução de 0,1% e acurácia de 0,2%. Necessita de pelo menos 0,3 ml de caldo e tem um tempo de amostragem de 3 segundos (Figura 11).

Figura 11 - Refratômetro digital utilizado para a obtenção do Brix do caldo retirado dos toletes

Após as medições espectrais e de Brix todas as secções pertencentes à mesma altura, da mesma planta, foram juntadas de modo a se obter uma quantidade de caldo suficiente para as análises laboratoriais. Desta forma, foram obtidas nove amostras para análises laboratoriais, sendo três secções de cada planta. A Figura 12 apresenta um esquema do arranjo amostral adotado.

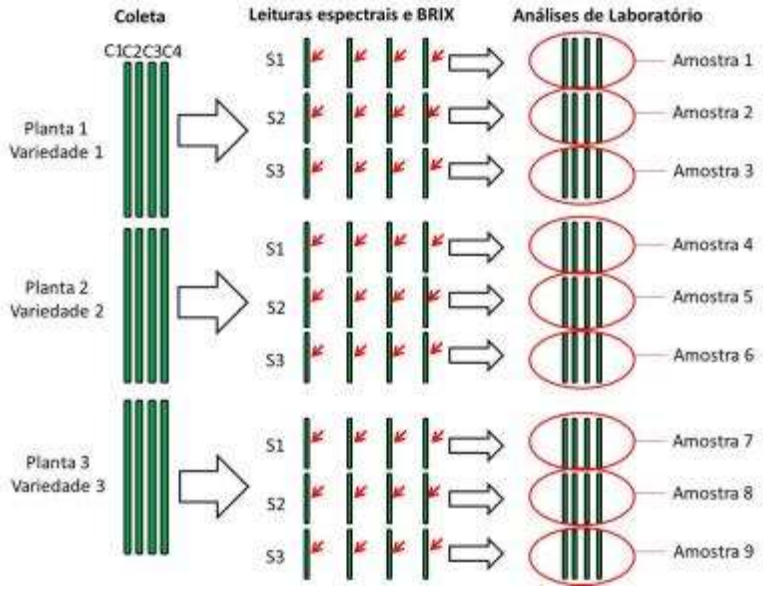


Figura 12 - Arranjo amostral para análises de espectrometria e laboratoriais

As análises laboratoriais das amostras foram realizadas de acordo com o Manual de Instruções CONSECANA – SP (2006). As quatro secções pertencentes à mesma altura e da mesma planta (de colmos diferentes) foram então desintegradas e homogeneizadas, utilizando-se um desintegrador mecânico. Foi separada uma porção de 500g de cada amostra desintegrada e homogeneizada, pesada em balança semi-analítica (Figura 13).

Figura 13 - Desintegrador (esquerda); 500g de amostra desintegrada e homogeneizada (direita)

O caldo da amostra foi extraído em prensa hidráulica com pressão constante de 24,5 MPa (250 kgf cm^{-2}) sobre a amostra, durante 1 um minuto. Foi pesada, então, a quantidade de caldo extraído e a quantidade de fibras restantes. A Figura 14 apresenta a prensa hidráulica utilizada para extração do caldo, bem como o caldo e as fibras resultantes.

a)

b)

c)

Figura 14 - Prensa hidráulica para extração do caldo (a); Pesagem das fibras (b); Caldo e fibras separados (c)

O caldo de cada amostra foi, então, submetido à análise de Brix, utilizando um refratômetro digital portátil, do mesmo fabricante do refratômetro utilizado anteriormente para as a análise do Brix de cada tolete (Atago Co.,Ltd,

Tóquio, Japão), sendo ambos os aparelhos de funcionamento similar: o primeiro, na versão de bolso (pocket) modelo PAL-1, e o segundo, na versão “Pallet” modelo PR - 101. O mesmo caldo utilizado para análise do Brix nesta etapa foi também analisado, empregando-se o refratômetro usado anteriormente, para comparação dos resultados. Os dois refratômetros utilizados estão ilustrados na Figura 15. Foi realizada também a leitura espectral do caldo extraído, utilizando-se o mesmo recipiente da Figura 10.

a) b)

Figura 15 - Refratômetro utilizado para as medições em cada tolete (a); refratômetro utilizado para as medições das amostras de laboratório (b)

Para a determinação da Pol do caldo, o mesmo foi misturado a um clarificante, à base de cloreto de alumínio hexahidratado, hidróxido de cálcio e auxiliares de filtração, e filtrado para a obtenção do caldo clarificado (Figura 16). O caldo clarificado foi, então, submetido à leitura sacarimétrica em um sacarímetro digital (Figura 17).

Figura 16 - Obtenção do caldo clarificado

Figura 17 - Leitura sacarimétrica em sacarímetro digital

Com os resultados de Pol, Brix, e o peso do bagaço após a extração do caldo, foi possível calcular diversos parâmetros de qualidade, utilizando-se equações conforme o Manual CONSECANA- SP (2006).

A determinação do Pol do caldo foi obtida pela eq. (1):

$$S = (1{,}00621\ x\ LAl + 0{,}05117)\ x\ (0{,}2605 - 0{,}0009882\ x\ B) \quad (1)$$

em que:

S - Pol do caldo

Lal - leitura sacarimétrica obtida com a mistura clarificante à base de alumínio

B - Brix do caldo

Após o cálculo da Pol do caldo foi calculada a pureza do caldo (Q), por meio da relação da Pol com o Brix, pela eq. (2):

$$Q = \frac{100\ x\ S}{B} \quad (2)$$

Com a pureza calculada, é possível obter-se o valor de açúcares redutores (frutose, glicose) em porcentagem através da eq. (3):

$$AR\ \%\ caldo = 3{,}641 - 0{,}0343\ x\ Q \quad (3)$$

A quantidade de fibra também foi calculada a partir do peso do bagaço úmido após a extração do caldo na prensa (PBU). O cálculo de teor de fibra foi então dado pela eq. (4):

$$F = 0{,}08\, x\, PBU + 0{,}876 \quad (4)$$

Com o teor de fibra calculado, foi possível calcular os valores de Pol e açúcares redutores para a cana (PC e ARC), com o cálculo do coeficiente C, que serve para transformar os valores de Pol e AR extraídos do caldo em valores absolutos. O coeficiente C é dado pela eq. (5):

$$C = 1{,}0313 - 0{,}00575\, x\, F \quad (5)$$

Assim o Pol da cana (PC) é dado pela eq. (6):

$$PC = S\, x\, (1 - 0{,}01\, x\, F)\, x\, C \quad (6)$$

e o teor de açúcares redutores da cana (ARC) é dado pela eq. (7):

$$ARC = AR\, x\, (1 - 0{,}01\, x\, F)\, x\, C \quad (7)$$

Finalmente, foi possível calcular o valor de ATR. O açúcar total recuperável da cana (ATR) constitui uma das variáveis do sistema de pagamento de cana e reflete o resultado da diferença entre o ART (açúcares redutores totais) da cana e as perdas nos processos industriais que eram de 9,5% no segundo Termo de Revisão do Sistema Consecana (2006) – antes era de 12% e foi reduzido para 8,5% na circular CIRCULAR Nº 01/11 em 29 de abril de 2011.

Sendo assim, segundo a nova circular, o ATR foi calculado de acordo com a eq. (8):

$$ATR = 9{,}6316 \times PC + 9{,}15 \times ARC \quad (8)$$

Os resultados laboratoriais utilizados para comparação com as leituras espectrais foram: Brix, Pol da Cana (PC), Pureza do caldo (Q), açúcares redutores da cana (ARC), teor de fibra (F) e açúcar total recuperável (ATR).

3.1.2 Análises e processamento dos dados

Para a obtenção dos modelos, análises correlações e validações foi utilizado o software ParLes (Viscarra Rossel, 2008). Primeiramente, para a verificação da necessidade do uso de filtros e métodos de pré-processamento e normalização, os resultados do Brix obtido do caldo retirado dos toletes foram comparados com as leituras espectrais utilizando análises multivariadas e técnicas de regressão por quadrados mínimos parciais (Partial Least Square Regression – PLSR); utilizou-se 10 como o número máximo de componentes principais. Foram analisados, para cada forma de amostragem, utilizando o espectro sem pré-processamento, e com processamento visando correção multiplicativa do espalhamento de luz (Multiplicative Scatter Correction – MSC) assim como utilizado por Nawi et al. (2012b) e aplicando também a primeira derivativa (ABDEL-RAHMAN et al., 2008). Foram também analisados os dados filtrados, retirando os valores entre os comprimentos de onda 1355–1450 e 1800–1950 nm, que normalmente apresentam correlação com água.

As análises foram então validadas utilizando técnicas de validação “deixe uma fora” (leave-one-out cross validation) visando avaliar o ganho em relação ao pré-processamento dos dados nas análises. Nesta etapa, foi possível analisar qual foi a forma de amostragem que resultou na melhor correlação com o Brix e qual o tipo de processamento do espectro é ideal para cada forma de amostragem.

A forma de amostragem que melhor se correlacionou com os dados de Brix foi então testada, utilizando-se outras técnicas de validação. Primeiramente, retirando um colmo de cada cana, para cada secção das amostras para a obtenção do modelo e, depois, utilizando os dados dos colmos retirados para a validação. Esta técnica foi denominada “deixe um colmo fora”. Assim, foram utilizadas 27 amostras para o modelo e nove para a validação.

Foram retirados, então, todos os dados referentes à cana da variedade CTC9, que apresentou valores médios de Brix para a obtenção do modelo. E, posteriormente, estes dados foram utilizados para a validação. Esta técnica foi

denominada “deixe uma cana fora”. Assim, foram utilizadas 24 amostras para o modelo e 12 para a validação.

Os resultados de laboratório foram primeiramente correlacionados com o espectro obtido no caldo extraído das amostras, por meio de técnicas de análises multivariadas e regressão de quadrados mínimos parciais (PLSR). Foi utilizada apenas a técnica de validação cruzada do tipo “deixe-uma-fora” (*leave-one-out cross validation*), devido à quantidade reduzida de amostras.

Para correlacionar os dados de laboratório com os dados das leituras nas secções da cana, os dados foram tratados de duas formas. Primeiramente, foi feita uma média dos espectros obtidos de cada uma das secções que compuseram uma amostra e o espectro médio foi correlacionado com os resultados de laboratório. Desta forma, foram obtidos nove espectros médios que se correlacionaram com os nove resultados de laboratório.

A segunda forma foi considerar o mesmo resultado para cada uma das secções. Assim, os 36 espectros foram correlacionados com os dados de laboratório e os resultados foram repetidos para cada secção que compôs a amostra.

3.2 Etapa 2 Avaliação de um maior conjunto de dados para validação da metodologia

3.2.1 Obtenção das amostras

Foi coletado um total de 27 plantas com quatro colmos em cada amostra, coletados na região de Piracicaba – SP, em três datas distintas: 09/09/2014, 25/09/2014 e 09/10/2014, sendo coletadas nove plantas com quatro colmos provenientes de três talhões e variedades diferentes (três canas por talhão) em cada data. O material foi coletado de acordo com o esquema da Figura 18.

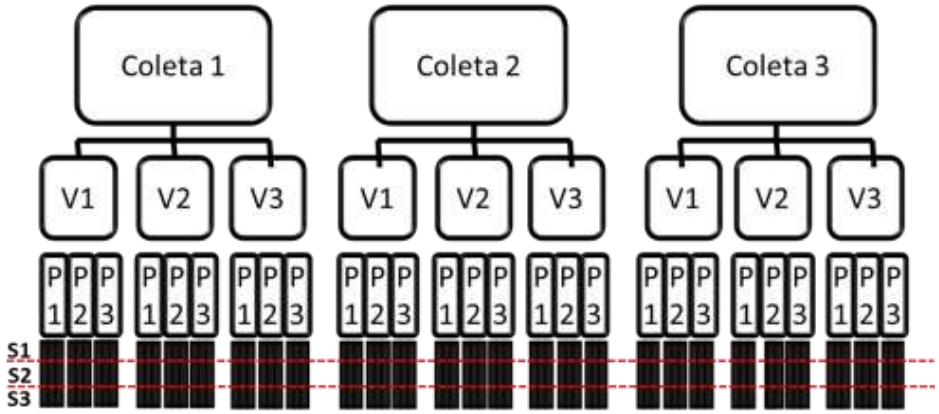


Figura 18 - Esquema geral de coleta das amostras da segunda etapa

A Tabela 2 apresenta informações sobre as variedades e os talhões de onde foram coletados os materiais, incluindo informações como a variedade, número do corte, ambiente de produção, utilização ou não de vinhaça na área, a data do último corte e a idade da cana amostrada.

Tabela 2 - Características dos materiais utilizados

Data da Coleta	Amostra	Variedade	Estágio	Ambiente	Vinhaça	Corte Anterior	Idade
09/09/2014	1	SP80-3280 A	3º Corte	B	S	20/11/2013	10 m e 20 d
09/09/2014	2	RB867515 A	5º Corte	C	S	05/11/2013	11 m e 04 d
09/09/2014	3	SP81-3250	2º Corte	E	S	17/12/2013	9 m e 23 d
25/09/2014	1	RB855536	2º Corte	A	N	11/12/2013	10 m e 14 d
25/09/2014	2	SP80-3280 B	4º Corte	C	N	22/11/2013	11 m e 3 d
25/09/2014	3	RB867515 B	3º Corte	E	N	28/11/2013	10 m e 28 d
09/10/2014	1	SP83-2847	1º Corte (Inv)	A	S	08/07/2013 (P)	16 m e 1 d
09/10/2014	2	IACSP95-5000	4º Corte	B	S	25/09/2013	13 m e 15 d
09/10/2014	3	CTC 15	3º Corte	D	N	12/09/2013	13 m e 28 d

(Inv): Plantio de Inverno

Os colmos foram então cortados em três secções iguais (baixa, média e alta), obtendo-se 108 secções em cada coleta (324 no total). Foi obtido o espectro de cada tolete, utilizando-se o mesmo equipamento da etapa anterior (Veris VIS-NIR *Spectrophotometer*). Foram realizadas leituras em cada tolete na casca, na secção do corte (horizontal) no corte longitudinal e no caldo. Foi obtido também o Brix de cada tolete, utilizando-se o refratômetro digital.

Após as medições espectrais e de Brix, todos os toletes pertencentes à mesma altura, da mesma planta, foram juntados, de modo a se obter uma quantidade de caldo suficiente para as análises laboratoriais. Assim, foram obtidas 27 amostras para análises laboratoriais em cada coleta (81 no total). A Figura 19 ilustra a sequência para a obtenção das amostras para análises laboratoriais, em cada coleta.

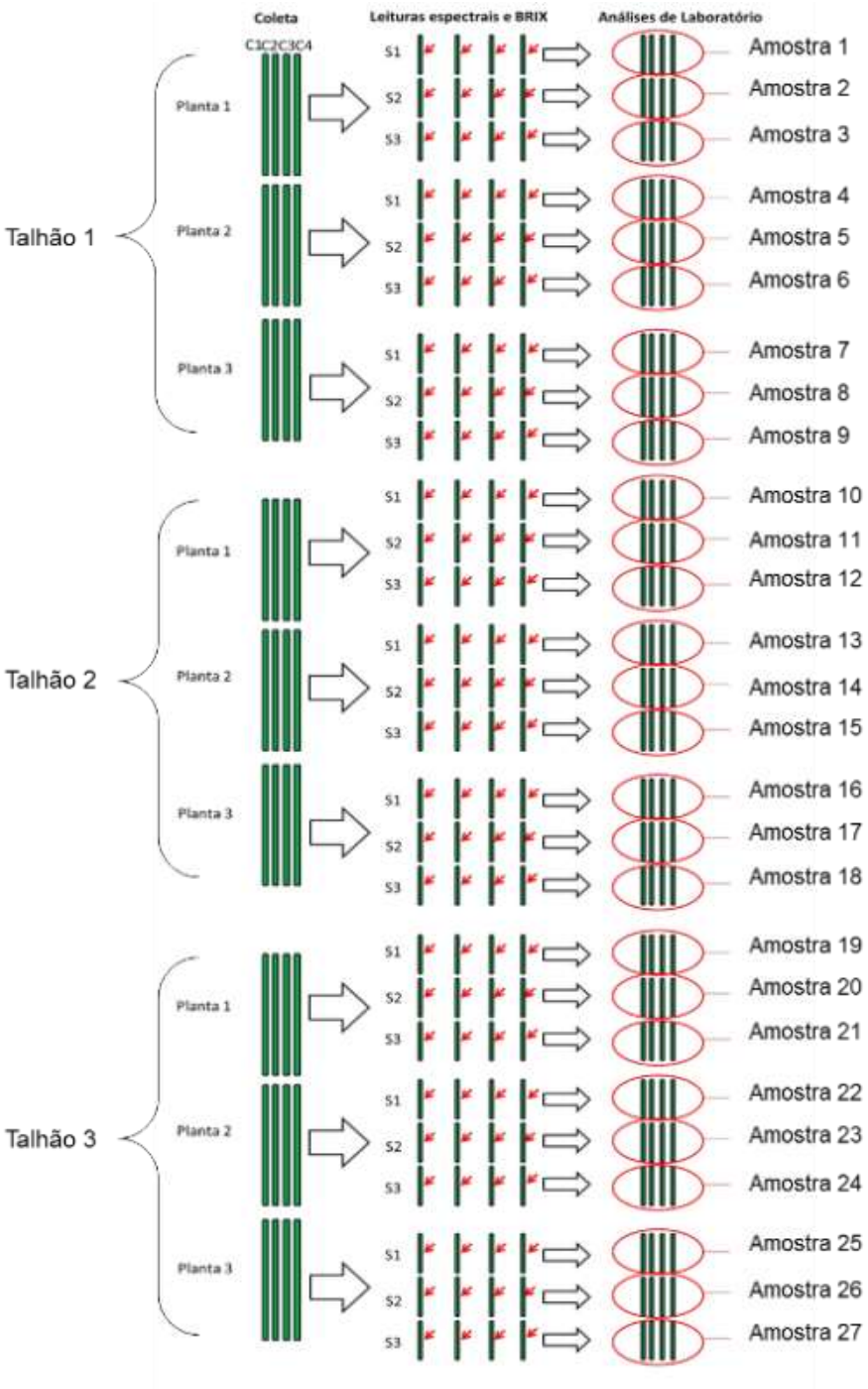


Figura 19 - Obtenção das amostras para análises laboratoriais na segunda etapa

Desta forma, foram realizadas as leituras espectrais nas mesmas formas físicas realizadas na etapa 1. No entanto, nesta segunda etapa foi obtido também o espectro proveniente das fibras extraídas do desintegrador em laboratório. Para a análise espectral, as fibras extraídas após a desintegração mecânica (Figura 13) foram colocadas no mesmo recipiente utilizado para a análise espectral do caldo (Figura 10). Esse procedimento está ilustrado na Figura 20.

Figura 20 - Análise espectral da amostra fibrosa obtida em laboratório, na segunda etapa

As análises de laboratório foram efetuadas conforme o procedimento adotado na etapa 1.

3.2.2 Análises e processamento dos dados

Primeiramente, os resultados de Brix medido de cada tolete e os resultados de Brix, Pol, PBU e ATR foram analisados e comparados utilizando-se o programa Microsoft Excel. Foram realizadas comparações de médias (teste T), considerando probabilidade de 0,05. Os dados de Brix foram comparados entre as secções dentro da mesma planta. Em seguida, foram comparados os resultados de plantas diferentes dentro de cada secção, para cada variedade, e, então, foram realizadas comparações entre as variedades, dentro de cada secção e considerando todas as secções. Os dados de ATR medidos em laboratório também foram comparados utilizando-se o teste T ($P \leq 0,05$). No entanto, plantas diferentes dentro da mesma secção, para cada variedade, foram consideradas repetições e, então, foram comparados os

dados entre as secções para cada variedade e entre as variedades, dentro da mesma secção, e considerando todos os dados.

As análises de Brix das secções foram comparadas com os resultados das leituras espectrais, utilizando-se análises multivariadas e técnicas de regressão por quadrados mínimos parciais (Partial Least Square Regression – PLSR) utilizando o software ParLes (VISCARRA ROSSEL, 2008).

Foi realizado um pré-processamento dos dados, visando à correção multiplicativa do espalhamento de luz (MSC). Fixou-se em 20 o número máximo de componentes principais utilizados na PSLR. Desta forma, foi possível observar com qual número de componentes principais é possível obter uma boa correlação dos dados com cada forma física.

Os resultados de Pol, Brix e PBU obtidos em laboratório foram correlacionados com os espectros obtidos do caldo e das fibras extraídas do laboratório, utilizando-se as mesmas técnicas mencionadas acima. Para avaliar a viabilidade de comparar os dados espectrais obtidos dos toletes (corte, casca, lasca e caldo) com os resultados de laboratório, foram comparados os resultados do Brix obtido em cada um dos toletes que compuseram a amostra com o resultado de laboratório da amostra.

3.3 Etapa 3 - Mapeamento da qualidade em um talhão comercial

3.3.1 Obtenção das amostras

Nesta etapa, a coleta das amostras foi dividida em duas fases: uma primeira visando obter amostras para a calibração dos sensores utilizados e uma segunda para realizar o mapeamento em um talhão comercial, ambos na região de Piracicaba, SP.

Para a obtenção de uma nova curva de calibração para os sensores utilizados, primeiramente foram coletadas 20 amostras de diferentes variedades e locais geográficos (Figura 21) em diferentes estágios de maturação, visando conseguir uma boa variabilidade no teor de açúcar para a obtenção de um modelo robusto. Os dados de variedade, e época de plantio dos locais coletados estão apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 - Características dos locais onde foram realizadas as coletas para obtenção da curva de calibração

Amostra	Variedade	Estágio (Corte)	Idade (m)
1	SP-80-3280	4 º	6,81
2	IACSP95-5000	2 º	6,25
3	CT94-3166	2 º	6,71
4	RB855536	5 º	6,71
5	CT95-1425	6 º	6,75
6	CTC 16	2 º	6,75
7	CV7870	2 º	6,81
8	CTC14	1 º	18
9	CTC6	5 º	7,4
10	CTC 11	3 º	7,11
11	SP81-3250	5 º	7,07
12	CTC 17	6 º	7,07
13	RB855156	4 º	12,24
14	n informada	3 º	6,09
15	n informada	1 º	6,12
16	SP80-3280	4 º	6,19
17	CTC99-3901a	3 º	6,22
18	CTC99-3901b	3 º	6,22
19	CTC95 - 1435	3 º	6,28
20	SP83-5073	3 º	9,51

Figura 21 - Locais de coleta das amostras para calibração na etapa 3

Foram coletados quatro colmos em cada local de amostragem e as amostras foram enviadas para o laboratório, onde foram desintegradas e extraído o caldo em prensa para análise de Pol e Brix. Porções das amostras desintegradas e do caldo foram separadas para as leituras espectrais.

Foram obtidas, então, amostras georreferenciadas em um talhão comercial, durante a operação de colheita. O talhão situava-se em ambiente de produção “A” com a variedade RB855453, considerada propícia a esse tipo de ambiente, com velocidade de crescimento média e época ideal de colheita entre maio e junho. A última colheita foi realizada no dia 27/06/2014, estando, portanto com 10,76 m, no seu terceiro corte.

Foram coletadas 91 amostras no talhão de 16,6 ha (aproximadamente 5,4 pontos ha^{-1}) com distâncias alternadas de modo a se obter diferentes distâncias entre as amostras ao longo do talhão, buscando aprimorar as análises geoestatísticas (Figura 22).

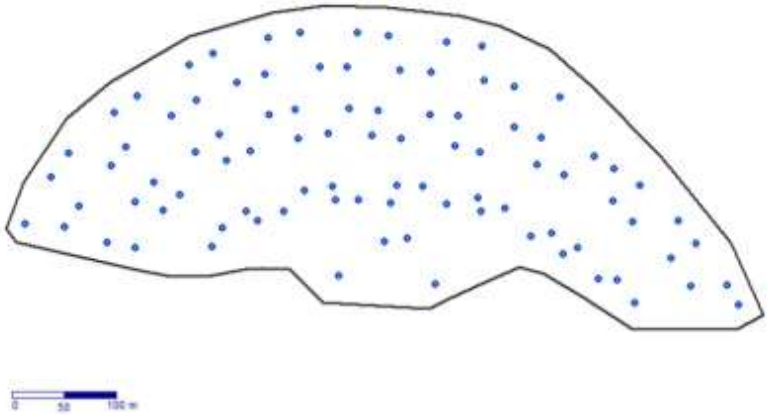


Figura 22 - Amostras georreferenciadas em um talhão comercial

Foram coletados quatro colmos em cada ponto, cortados na altura do ponto de crescimento e o material foi levado ao laboratório, como anteriormente.

3.3.2 Medições espectrais

Além do sensor usado nas etapas anteriores, foi utilizado o sensor AgriNir (Dinâmica Generale, Pogio Rusco, MN, Itália) normalmente utilizado para análises de forragens e ração animal (Lundström, 2013 ; Old & Sapienza 2012 ; Paul, 2010), ilustrado na Figura 23.

Figura 23 - Equipamento AgriNir para análise espectral das amostras fibrosas

O equipamento mede a absorbância entre 1100 – 1800 nm com resolução de 10 nm, fornecendo 71 informações espectrais por leitura, sendo possível configurar o aparelho para realizar múltiplas leituras de uma mesma amostra.

O equipamento já vem calibrado pelo fabricante, com algumas curvas espectrais para dados de umidade, proteína, amido, fibra em detergente neutro, fibra em detergente ácido, cinzas e estrato etéreo para produtos de alimentação animal como silagem de milho, feno, milho de alta umidade, feno de alfafa, silagem de capim, farelo de soja, etc. Para esses materiais, o equipamento fornece os dados diretamente, podendo ser impressos ou salvos no pen-drive. No caso de se realizarem múltiplas leituras em uma mesma amostra, o resultado final será a média dos resultados obtidos de cada leitura.

O equipamento possui um sistema para condicionamento da amostra, a qual é pressionada contra uma parede de vidro pela qual é feita a leitura, conforme ilustrado na Figura 24. A leitura é realizada ao longo de todo o comprimento da amostra.

a)

b)

c)

d)

Figura 24 - Alocação da amostra no mecanismo amostrador (a); compressão da amostra (b); amostra comprimida dentro do mecanismo amostrador (c); amostra pronta para a realização da análise espectral (d)

3.3.3 Análises e processamento dos dados

Para cada amostra, foram obtidas três leituras espectrais com o equipamento AgriNir. A curva de calibração, utilizando os dados das 20 amostras previamente coletadas, foi obtida de duas maneiras diferentes. A primeira foi desenvolvida pelo fabricante, onde os três espectros obtidos em cada amostra foram comparados, sendo eliminados aqueles com diferença significativa entre eles. Foi então feita uma média dos espectros e essa média foi comparada com os dados obtidos em laboratório. Deste modo, foi feita uma atualização no software para que o equipamento fornecesse diretamente os dados de Brix, PC, ARC, Q e ATR (Figura 25). Para obtenção desta curva (pelo fabricante), foram utilizados de dois a quatro componentes principais. Tal procedimento é padrão para o fabricante ao deparar-se com produtos diferentes para serem analisados. Esta metodologia foi denominada de “Etiqueta”.

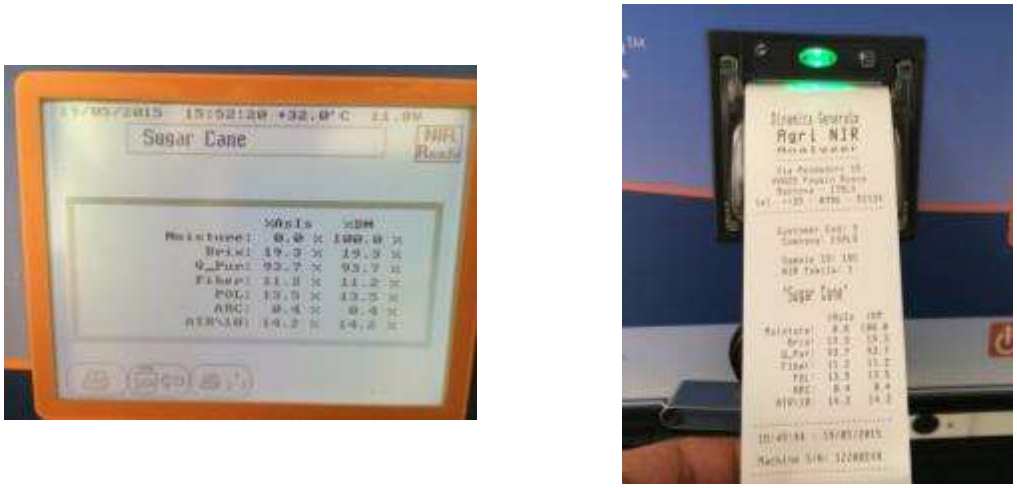


Figura 25 – Equipamento AgriNir atualizado para medições diretas de qualidade da cana-de-açúcar, utilizando dados das medições efetuadas

Além da calibração efetuada pelo fabricante, foi feita também uma curva de calibração utilizando o programa ParLes (VISCARRA ROSSEL, 2008). Neste caso, foram atribuídos os mesmos valores de laboratório para as três leituras em cada amostra, e o número de componentes principais foi definido utilizando-se os resultados da validação com as amostras georreferenciadas realizada posteriormente. O número de componentes principais utilizado foi o que obteve o modelo que melhor se correlacionou com as amostras

georreferenciadas, sendo cinco para os atributos ARC e Q e seis para PC, Brix, Fibras e ATR. Este metodologia foi denominada “AgriNir – Cal. Prévia”.

Este mesmo método foi utilizado para gerar as curvas de calibração para as amostras de caldo e fibras com o equipamento VIS-NIR *Spectrophotometer*, sendo esta metodologia denominada “Caldo - Cal. Prévia” e “Fibras – Cal. Prévia” respectivamente.

Como o equipamento AgriNir disponibiliza três espectros para cada amostra, os resultados foram apresentados considerando a média dos valores preditos em cada leitura. Este também é o método seguido pelo fabricante para apresentar um único valor por amostra na etiqueta.

Além das curvas confeccionadas utilizando os dados coletados anteriormente, os dados espectrais obtidos na coleta georreferenciada foram comparados com os resultados de laboratório utilizando regressões de quadrados mínimos parciais e validação cruzada “deixe-uma-fora”. Como o equipamento AgriNir disponibiliza mais de um espectro para cada amostra, este método foi também executado de duas maneiras. Primeiramente, utilizou-se o método em cada espectro de uma mesma amostra individualmente e, depois, realizando uma média dos resultados (AgriNir – Leave-one-out A) e também atribuindo o mesmo valor de laboratório para cada espectro de uma mesma amostra e realizando o método em todos os espectros de uma só vez (AgriNir – Leave-one-out B”).

Além disso, estes dados foram utilizados para aprimorar a curva de calibração gerada pelo fabricante na etapa anterior e os valores foram preditos utilizando essa nova curva (“Etiqueta 2”).

A metodologia “*leave-one-out*” também foi utilizada para os dados do sensor Veris VIS-NIR *Spectrophotometer*, tanto para as amostras do caldo quanto para as amostras fibrosas, comparando os dados espectrais obtidos na coleta georreferenciada com os resultados de laboratório, utilizando a validação “deixe-uma-fora” (“Caldo-leave-one-out” e “Fibras–leave-one-out” respectivamente).

Assim, os dados de laboratório foram comparados com as predições geradas pelo equipamento AgriNir de diferentes formas: 1 - efetuadas pela curva gerada pelo fabricante com as amostras coletadas anteriormente; 2 - com predições efetuadas pela curva gerada no programa ParLes com os dados das amostras anteriores, mas adequando o número de componentes principais ao resultado obtido com as novas amostras; 3 - com predições efetuadas utilizando os próprios dados com validação “deixe-uma-fora”; e 4 - com predições realizadas utilizando a nova curva confeccionada pelo fabricante, onde foram utilizados também os dados georreferenciados.

As predições utilizando o equipamento Veris VIS-NIR *Spectrophotometer* foram feitas de duas formas: utilizando-se os dados coletados anteriormente e utilizando os dados georreferenciados com validação cruzada “deixe-uma-fora”, para as duas formas de amostra utilizadas. No caso do sensor Veris, foi observado um “ruído” nos dados na faixa do visível e, assim, as análises foram feitas também utilizando apenas a faixa do NIR. A Tabela 4 apresenta um resumo de todas as metodologias utilizadas para as análises espectrais.

Tabela 4 - Resumo das metodologias utilizadas para as correlações das análises de laboratório com as medições espectrais (continua)

Método	Equipamento	Dados utilizados para calibração	Dados utilizados para validação (correlação)	Software Utilizado
“Etiqueta”	AgriNir	20 amostras anteriormente coletadas com três espectros cada amostra; os espectros foram analisados e filtrados, obtendo-se uma média dos três espectros para a geração da curva	90 amostras georreferenciadas; os resultados disponibilizados são uma média dos resultados preditos para cada um dos três espectros de cada amostra	Atualização do equipamento pelo fabricante
Agrinir “Cal. Previa”	Agrinir	20 amostras anteriormente coletadas. Foi considerado o mesmo valor para os três espectros que compuseram a amostra, e o número de componentes principais foi definido pela melhor correlação, utilizando as 90 amostras georreferenciadas	90 amostras georreferenciadas; foi feita a predição com cada um dos espectros individualmente, obtendo-se uma média dos resultados	ParLes

Tabela 4 - Resumo das metodologias utilizadas para as correlações das análises de laboratório com as medições espectrais. (conclusão)

Agrinir "Leave one Out A"	Agrinir	90 amostras georreferenciadas pelo método "leave-one-out", considerando-se cada espectro que compôs uma mesma amostra individualmente	90 amostras georreferenciadas pelo método "leave-one-out". Foi empregado o método "leave-one-out" para cada um dos espectros de uma mesma amostra individualmente, e depois obtida uma média dos resultados	ParLes
Agrinir "Leave one Out B"	Agrinir	90 amostras georreferenciadas pelo método "leave-one-out"; foi atribuído o mesmo valor de laboratório para os três espectros que compuseram a amostra, totalizando 270 espectros e 90 resultados	Os 270 espectros analisados foram correlacionados com os 90x3 resultados de laboratório pelo método "leave-one-out"	ParLes
"Etiqueta 2"	Agrinir	20 amostras coletadas anteriormente juntamente com as 90 georreferenciadas; os espectros de cada amostra foram analisados, filtrados e obtida uma média dos três espectros para a geração da curva	As mesmas 20 + 90 amostras utilizadas; foi analisado cada espectro individualmente e feito uma média dos resultados para cada amostra	Atualização do equipamento pelo fabricante
Fibras "Calibração Prévia"	Veris	20 amostras anteriormente coletadas	90 amostras Georreferenciadas	ParLes
Fibras "Leave-one-out"	Veris	90 amostras georreferenciadas, pelo método "leave-one-out"	90 amostras georreferenciadas, pelo método "leave-one-out"	ParLes
Caldo "Calibração Prévia"	Veris	20 amostras anteriormente coletadas	90 amostras georreferenciadas	ParLes
Caldo "Leave-one-out"	Veris	90 amostras georreferenciadas, pelo método "leave-one-out"	90 amostras georreferenciadas, pelo método "leave-one-out"	ParLes

Os resultados laboratoriais dos dados georreferenciados obtidos na área experimental e os resultados preditos pelas diferentes formas foram então interpolados pelo método de krigagem para a geração de mapas, utilizando-se o programa Vesper (WHELAN et al., 2002).

Para cada atributo foi confeccionado o semivariograma, utilizando-se o mesmo software para o cálculo dos valores de Patamar, Alcance e Efeito Pepita. Foi analisada a relação entre os atributos. Foram também gerados os mapas interpolados do valor de ATR predito através de cada uma das metodologias mencionadas acima. Para avaliar a capacidade da espectrometria em identificar locais com atributos de qualidade diferentes entre si dentro do talhão, os dados foram normalizados pela média [dado normalizado = (média dos dados / dado)*100] e, então, foi feita a correlação entre os mapas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 Etapa 1 - Análise de um conjunto preliminar de amostras: análises laboratoriais e do espectro para consolidação da metodologia

Os espectros de cada forma física de amostragem estão ilustrados na Figura 26. Nota-se que os espectros apresentam comportamento semelhante, com elevações nos mesmos pontos de comprimentos de onda. Nota-se também que as amostras sólidas tiveram comportamentos mais semelhantes que a amostragem no caldo, e que a amostragem feita retirando-se apenas um pouco do caldo do tolete da cana apresentou bastante diferença do caldo retirado em laboratório.

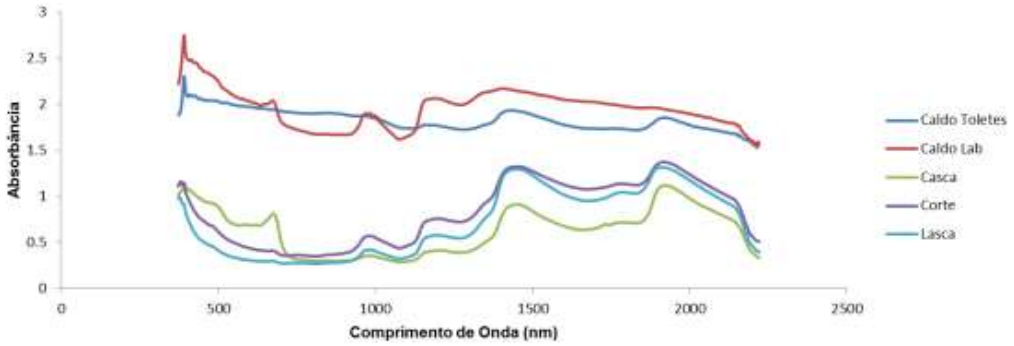


Figura 26 - Representação do espectro obtido em cada forma física de amostragem na Etapa 1

4.1.1 Análise do Brix obtido nas secções da cana

Os resultados do Brix obtido nas secções da cana estão apresentados na Tabela 5. Nota-se que as variedades apresentaram bastante variação entre elas, sendo a variedade RB966928 a que apresentou maiores valores de Brix, e a variedade RB855453, os menores valores. A variedade CTC9, apesar de valores altos de Brix nas secções da base e no meio, apresentou uma grande queda em relação à secção do topo. Os valores de Brix entre as secções tiveram diferenças significativas. Para todas as variedades, os valores do Brix na base e no topo apresentaram diferenças significativas pelo teste T ($P \geq 0,05$).

Nota-se também, que as diferenças entre as secções muitas vezes foram maiores que as diferenças entre as variedades. Isso pode significar que um sensor a campo deve ser capaz de distinguir a parte da cana que está realizando a leitura ou realizar a leitura sempre na mesma secção da planta, e que as diferenças dos espectros obtidas por Nawi et al. (2012b) representam diferenças reais entre as amostras.

Tabela 5 - Resultados das análises de Brix nas secções da cana na Etapa 1

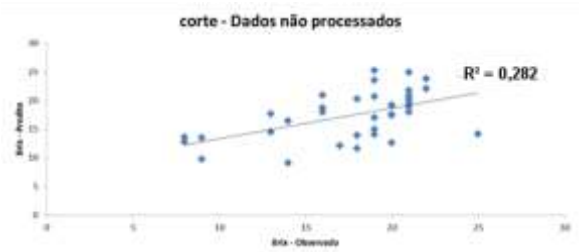
	Variedade 1 - RB855453					**Variedade 2 -** CTC9					**Variedade 3 -** RB966928				
	R1	**R2**	**R3**	**R4**	**MED**	**R1**	**R2**	**R3**	**R4**	**MED**	**R1**	**R2**	**R3**	**R4**	**MED**
Base	19,2	18,3	21,1	19,5	**19,53^{aA}**	21,4	21,1	19,1	20,4	**20,50^{aAB}**	21,3	22,5	25,1	22,6	**22,88^{aB}**
Meio	14,9	13,9	20,2	19,9	**17,23^{abA}**	16,3	20,4	17,8	20	**18,63^{aAB}**	19,6	21,6	19	21,4	**20,40^{aAC}**
Topo	14,8	13,7	18,4	18,4	**16,33^{bA}**	8,9	8,7	9,3	9,9	**9,20^{bB}**	16,4	20,6	16,4	21,2	**18,65^{bA}**

^{abc} Letras iguais não diferem estatisticamente pelo teste T (P≤0,05). Letras minúsculas comparam entre as secções da mesma planta, letras maiúsculas comparam mesmas secções entre plantas diferentes.

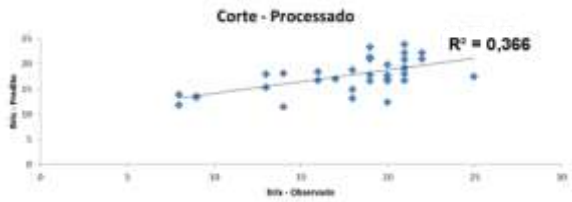
4.1.2 Predições de Brix

Os resultados das predições de Brix, utilizando os dados espectrais, correlacionados com os valores reais de Brix para cada secção, utilizando técnica de validação “leave-one-out”, foram obtidos para cada forma de amostragem, utilizando-se ou não técnicas de pré-processamento do espectro. A Figura 27 apresenta os gráficos de correlação entre as medições de Brix e as predições, utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

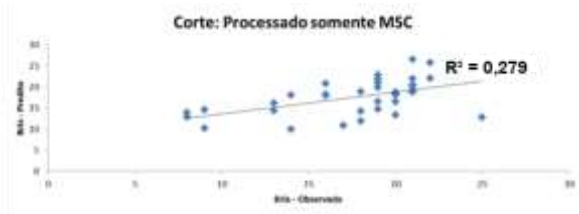
a)



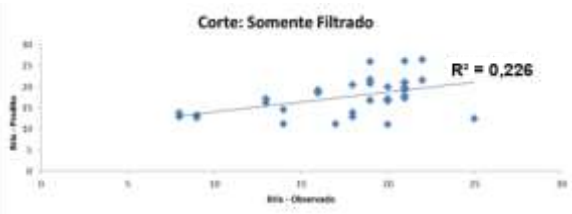
b)



c)



d)



e)

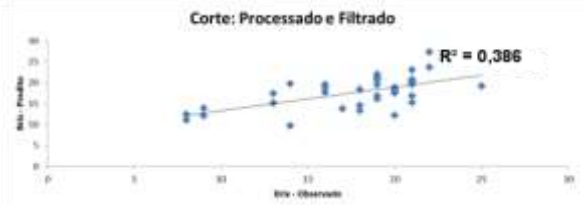


Figura 27 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no corte: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e)

Para as análises do corte transversal (“corte”), obteve-se um R² de 0,286 para os dados não processados. Ao aplicar a técnica de correção para espalhamento de luz (MSC) em conjunto com a primeira derivativa, obteve-se uma melhora na predição do dado, com um R² de 0,366. A aplicação somente da correção MSC resultou em um R² mais baixo que utilizando os dados sem processamento, de 0,279. A filtragem dos dados, eliminando os comprimentos de onda entre 1355–1450, 1800–1950nm, não resultou em melhora no espectro não processado, resultando em um R² de 0,226 e uma pequena melhora para os dados processados, obtendo um R² de 0,386.

O número de fatores utilizados para a obtenção da melhor regressão (NF), foi de 10 para os dados não processados, e os processados somente com MSC. O uso do MSC juntamente com a primeira derivativa foi capaz de

reduzir o número de fatores para 6, para os dados não filtrados, e 7, para os dados filtrados.

A Figura 28 apresenta os gráficos de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

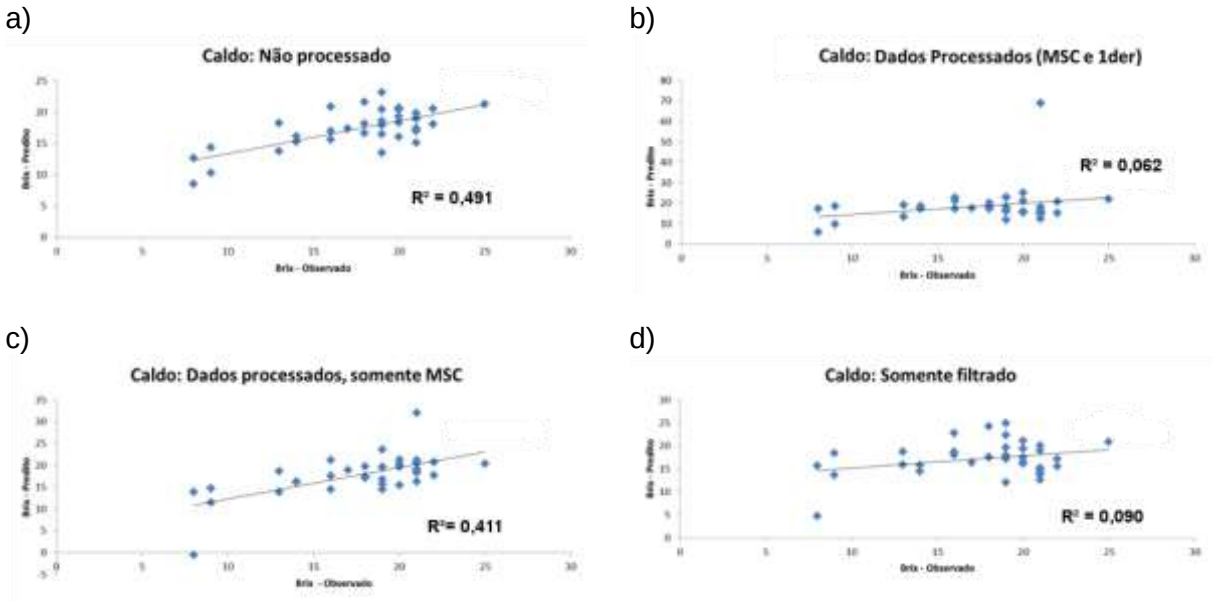


Figura 28 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no caldo: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d)

As leituras realizadas no caldo, por sua vez, resultaram em correlação com o Brix maior que no corte, com R^2 de 0,492 para os dados não processados. Ao aplicar pré-processamento MSC juntamente com a primeira derivativa, a regressão foi bastante prejudicada, obtendo-se um R^2 de 0,063. Nota-se que, neste caso, a primeira derivativa teve um impacto mais negativo nos dados pois, ao aplicar apenas o MSC, o valor de R^2 caiu pouco, para 0,412. A filtragem dos comprimentos de onda que são influenciados pela água também diminuiu muito o valor de R^2, caindo para 0,090.

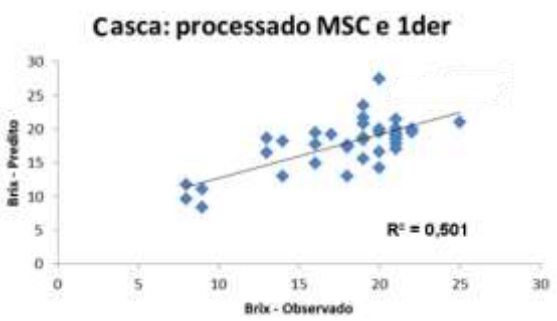
O número de fatores utilizados para as análises utilizando dados não processados ou para as análises utilizando dados processados apenas com MSC foi 10. Para as análises utilizando os dados filtrados foi 8 e, para as analises utilizando os dados com pré-processamento com MSC e primeira

derivativa, foi 4. No entanto, estes últimos apresentaram baixo coeficiente de correlação.

A Figura 29 apresenta os gráficos de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais obtidos pela leitura na casca dos toletes, pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

a)

b)



c)

d)

e)

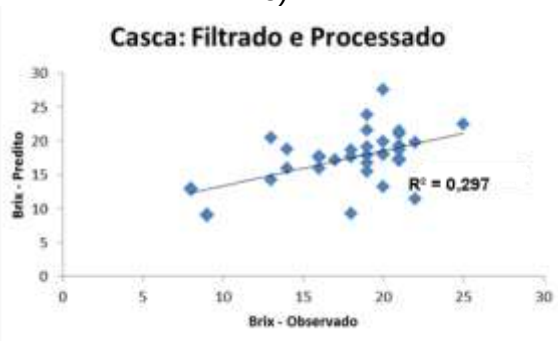


Figura 29 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas na casca: correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e)

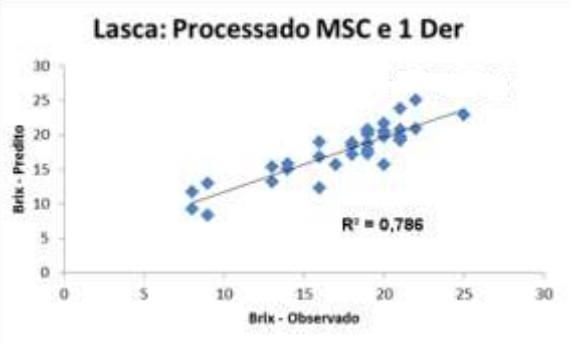
As leituras na casca dos toletes obtiveram valores de R^2 de 0,356 para os dados não processados e conseguiu-se uma melhora significativa ao aplicar pré-processamento de MSC e primeira derivativa, subindo o R^2 para 0,501. Ao aplicar apenas o MSC, no entanto, o R^2 foi de 0,166, ainda pior que com os dados não processados. A filtragem dos comprimentos de onda influenciados por água também afetou negativamente no valor de R^2, resultando em 0,342 para os dados não processados, e ficando ainda pior quando processados, com um R^2 de 0,297.

Os NF utilizados para a obtenção da melhor correlação foram de: 5, para os dados não processados (filtrados ou não); 4, para os dados processados somente com MSC; e 10, para os dados processados utilizando-se MSC e 1 derivativa.

A Figura 30 apresenta os gráficos de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais obtidos pela leitura no corte vertical (lasca) pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

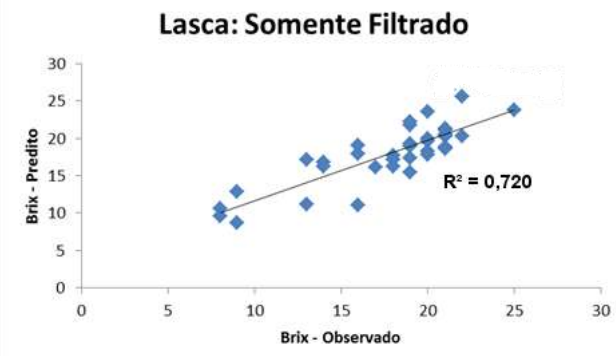
a)

b)



c)

d)



e)

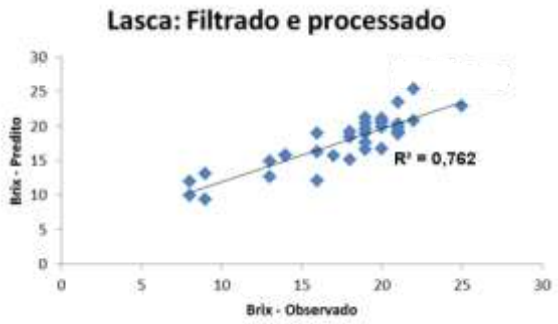


Figura 30 - Correlação do Brix com as análises espectrais obtidas no corte vertical (lasca): correlação para os dados não processados (a); correlação para os dados processados utilizando MSC e 1ª derivativa (b); correlação para os dados processados utilizando somente MSC (c); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água (d); correlação com os dados filtrados eliminando os comprimentos de onda influenciados por água e processados utilizando MSC e 1ª derivativa (e)

As leituras na “lasca”, ou seja, no corte longitudinal da cana, foram as que resultaram na melhor correlação com o Brix, obtendo um R^2 de 0,771 para as medições sem processamento e uma correlação ainda melhor com os dados processados, com R^2 de 0,786. O uso somente do MSC também ocasionou uma pequena queda na correlação, obtendo um R^2 de 0,760, assim como a filtragem dos comprimentos de onda afetados pela água, o que gerou um R^2 de 0,720 para os dados não processados e de 0,762 para os dados processados.

No entanto, os números de fatores utilizados para a obtenção da melhor regressão também foram altos, sendo 9, para as regressões onde foram realizando pré-processamento dos dados com MSC (somente MSC ou MSC e primeira derivativa), e 10, para as demais análises.

Como o método de amostragem na “lasca” dos toletes foi o que obteve melhor correlação, foi utilizada uma nova técnica de validação (“deixe um colmo fora”) para estes dados. Sendo assim, foram utilizadas 75% das amostras para a obtenção de uma calibração e os outros 25% para a obtenção da validação. Deste modo, foi retirado um colmo de cada secção, de cada planta, restando apenas 27 secções para a obtenção da calibração. Os outros nove foram usados para a validação.

Outra técnica de validação utilizada visando verificar a robustez da predição foi a “deixe uma cana fora”. Assim, todos os colmos da variedade

CTC9 foram deixados de fora para a obtenção do modelo, e depois utilizados para a validação, correspondendo a 1/3 dos dados, de modo que, para a obtenção do modelo, restaram apenas 24 secções. As outras 12 foram usadas para validação.

A Figura 31 apresenta a correlação entre o Brix medido e a predição utilizando as medições na “lasca”. Os valores de R² do modelo e da validação são apresentados para as duas técnicas de validação descritas.

a) “deixe um colmo fora”

b) “deixe uma cana fora”

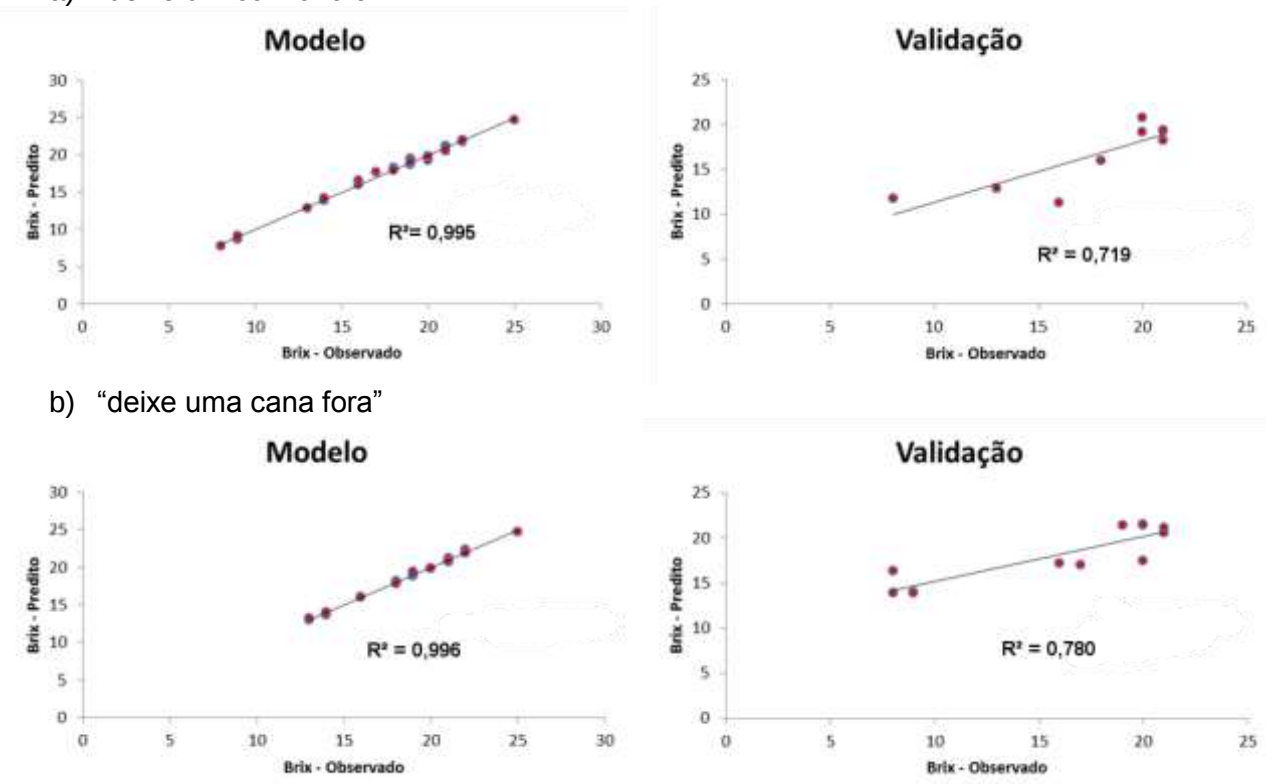


Figura 31 - Correlação do Brix com as predições realizadas pela leitura no corte longitudinal dos toletes: validação deixando um colmo de fora para (a) e validação deixando uma variedade de fora (b)

As amostras, mesmo que em pouca quantidade, foram capazes de gerar bons modelos para correlacionar com o Brix. Em ambos os casos, o valor de R² do modelo foi maior que 0,99. Além disso, os modelos gerados apresentaram bons coeficientes de determinação na regressão, utilizando as amostras teste. Isso significa que as leituras espectrais obtidas no corte longitudinal são capazes de medir o Brix de amostras não utilizadas para a obtenção do modelo, inclusive de outra variedade.

4.1.3 Análises de Laboratório

Os resultados das análises de laboratório estão descritos na Tabela 6 e representados graficamente na Figura 15. Nota-se que a base apresenta parâmetros de qualidade melhores que o topo, devido ao processo de maturação da cana começar de baixo para cima (Rodrigues, 1995).

Tabela 6 - Resultado das análises de laboratório para as amostras da etapa 1

		BRIX1	Pureza (Q)	FIBRA (F)	Pol da cana (PC)	AR da cana (ARC)	ATR
Variedade 1	**S1**	19,80	88,81	12,42	14,78	0,50	146,96
	S2	18,30	84,33	12,33	12,99	0,63	130,92
	S3	14,80	79,77	12,80	9,86	0,76	101,87
Variedade 2	**S1**	18,00	91,20	12,76	13,72	0,43	136,06
	S2	16,90	88,30	13,59	12,29	0,50	122,99
	S3	10,80	65,73	12,36	5,97	1,17	68,22
Variedade 3	**S1**	19,40	90,10	12,66	14,63	0,46	145,15
	S2	20,20	91,16	12,19	15,54	0,43	153,66
	S3	19,70	88,96	12,35	14,75	0,50	146,61

A variedade 3 (RB966928) foi a que apresentou melhores parâmetros de qualidade, pois a mesma é uma variedade precoce, que já atingiu o estágio de maturação (12 m) quando da coleta. Nota-se que, para essa variedade, as diferenças entre as alturas nos colmos não são significativas. Ou seja, se a colheita for realizada com a planta em pleno estágio de maturação, o local da coleta do espectro pode não ter importância.

A segunda variedade que apresentou maior ATR foi a RB855453 (1), pois também estava no primeiro corte e tinha aproximadamente 12 m da data de plantio. No entanto, essa é uma variedade com velocidade de desenvolvimento média, não estando, portanto, em seu maior grau de maturação.

A variedade CTC9 (2), além dos piores resultados de ATR, também apresentou maior diferença entre as diferentes alturas no colmo. Isso se deve ao fato da mesma estar no quarto corte, e apenas com 7,5 m do último corte. Apesar da grande diferença entre as variedades 1 e 2, por exemplo, verifica-se que, analisando-se apenas a porção base da variedade 2, e os colmos mais

altos da variedade 1, a variedade 2 iria erroneamente fornecer valores de qualidade maiores que a variedade 1. Portanto, pode ser necessária a padronização da altura da leitura.

4.1.4 Correlações com as análises de laboratório

Primeiramente, os resultados de laboratório foram correlacionados com os espectros obtidos pela leitura do caldo extraído das amostras. Os gráficos de regressão obtidos através de análises PLSR com validação cruzada “leave-one-out” estão apresentados na Figura 32. Nota-se que os dados obtidos com o caldo resultaram em excelentes coeficientes de determinação com o Pol da cana, Brix, Pureza do caldo e ATR, mas não foi possível obter boas regressões para o teor de fibras e açúcares redutores da cana.

Os resultados, neste caso, foram muito melhores que os obtidos da regressão entre o caldo extraído dos toletes e o Brix, como visto anteriormente, apesar da menor quantidade de dados. Isso pode se dever ao fato do caldo extraído no laboratório ser mais homogêneo em relação à quantidade de caldo extraído das amostras.

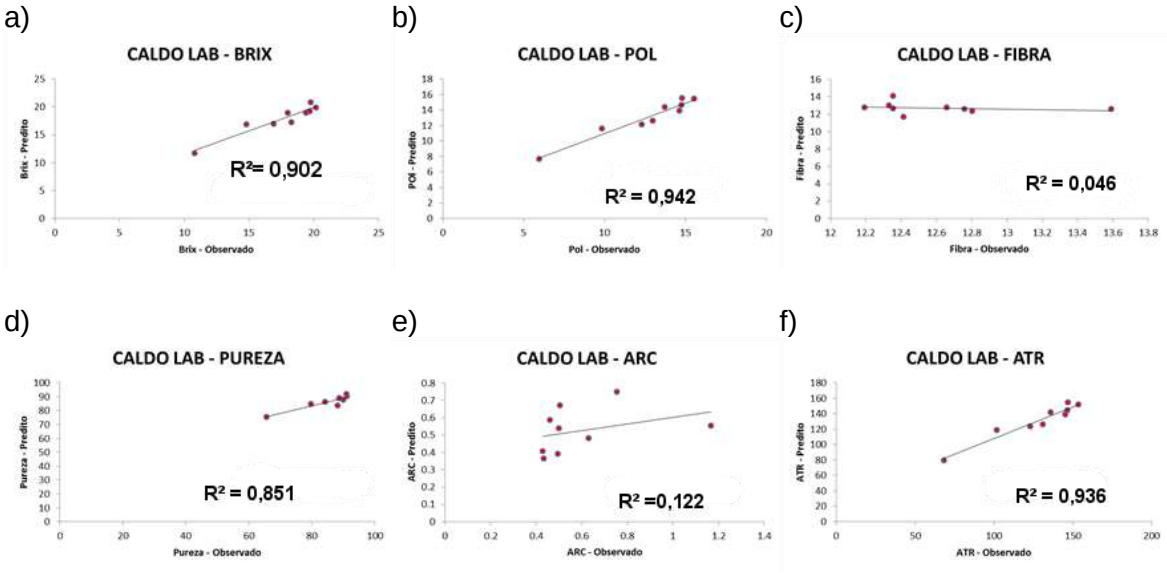


Figura 32 - Correlação da leitura espectral no caldo extraído das amostras com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f)

Para a correlação com as leituras realizadas anteriormente em cada tolete, nas diferentes formas de amostra, primeiramente foi feita uma média dos espectros obtidos de cada um dos toletes que compuseram uma amostra, e o espectro médio foi correlacionado com os resultados de laboratório. Os resultados da correlação obtida através de análises PLSR, com validação cruzada “leave-one-out” entre a média dos espectros e os resultados de laboratório, estão representados para cada forma de amostragem na Tabela 7.

Tabela 7 - Valores de coeficiente de correlação entre os resultados de laboratório e a média dos espectros obtidos em cada forma de amostragem

	Corte	Lasca	Casca	Caldo
Brix	0,278	0,029	0,283	0,105
PC	0,344	0,019	0,261	0,058
Fibra	0,625	0,041	0,040	0,253
Pureza	0,223	0,029	0,162	0,026
ARC	0,190	0,019	0,162	0,036
ATR	0,360	0,012	0,258	0,057

Este método de relacionar os dados de espectrometria obtidos das leituras de cada secção dos colmos de cana com os resultados de laboratório não resultou em bons modelos para predições. Deste modo, foi realizado um

segundo modo de comparação entre esses dados. Assim, foi considerado o mesmo resultado para cada uma das secções, e os 36 espectros foram correlacionados com os dados de laboratório, mas os resultados foram repetidos para cada tolete que compôs a amostra.

As figuras 33 a 35 apresentam os resultados da correlação obtida com o uso de análises PLSR com validação cruzada “leave-one-out” entre os valores de cada espectro das secções (casca, corte, lasca e caldo) e os resultados de laboratório obtidos pela amostra a que o tolete pertence.

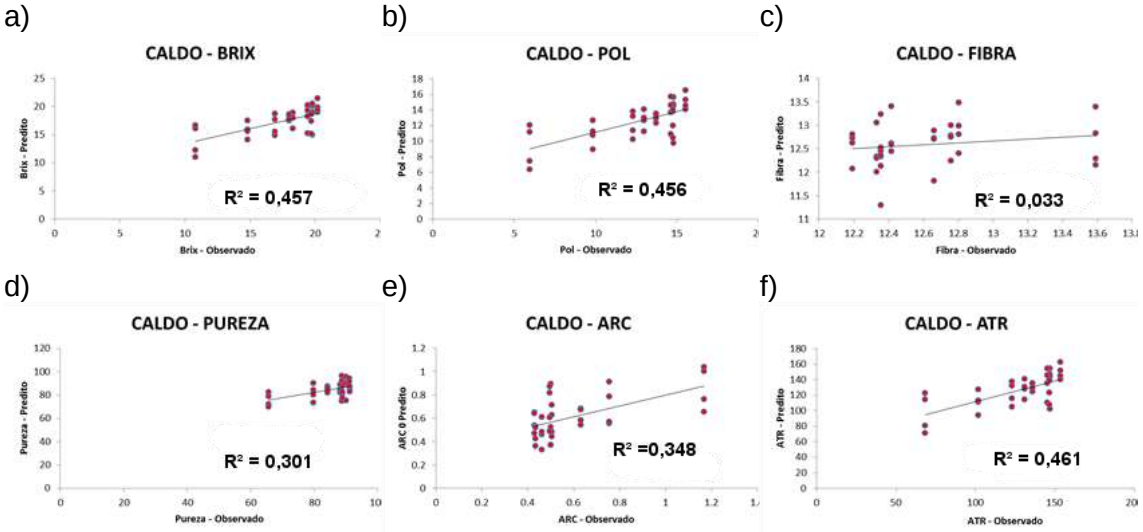


Figura 33 - Correlação das leituras espectrais no caldo de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f)

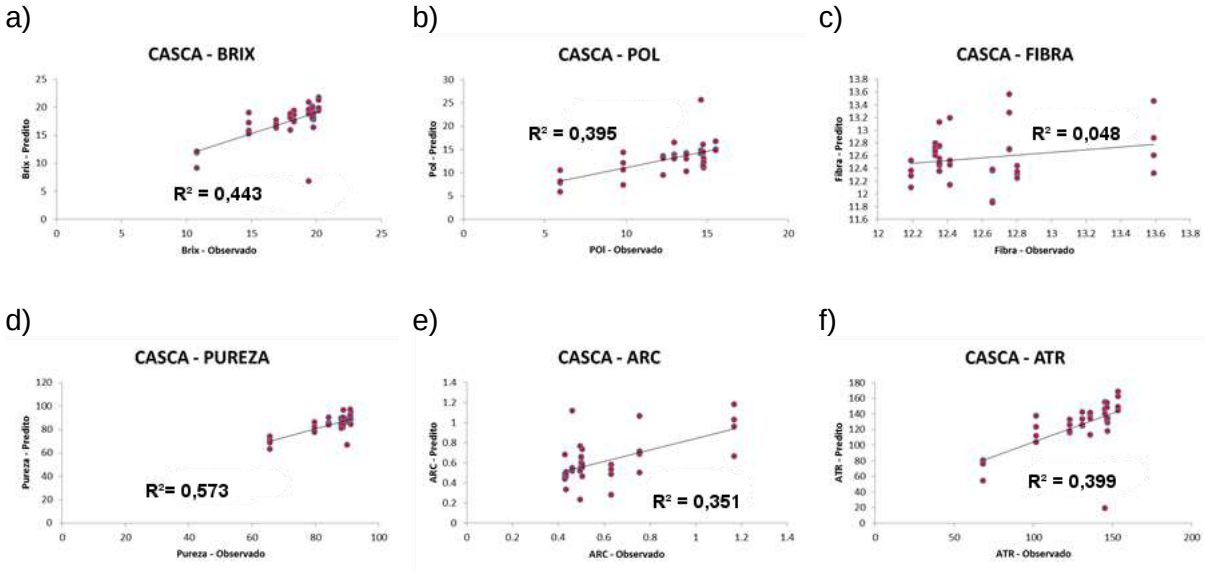


Figura 34 - Correlação das leituras espectrais na casca de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f)

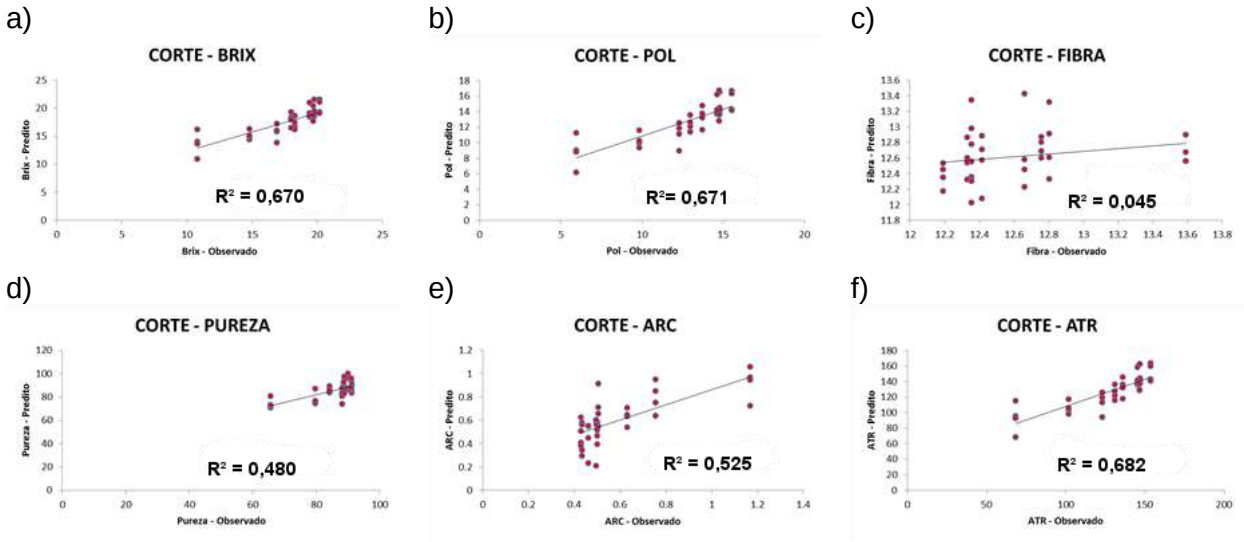


Figura 35 - Correlação das leituras espectrais no corte transversal de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f)

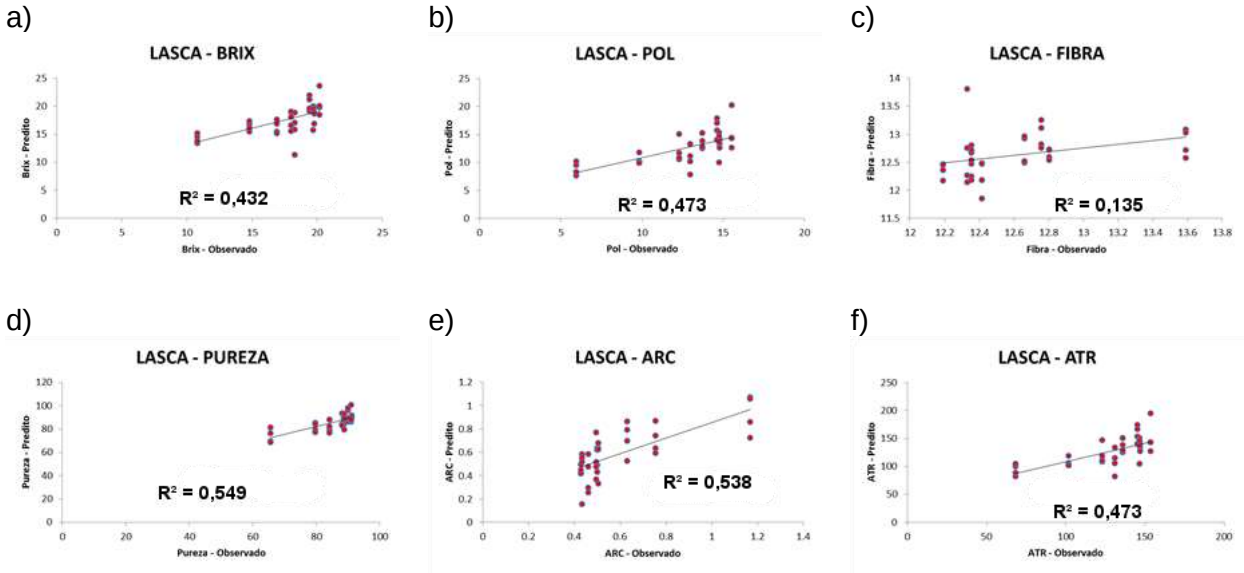


Figura 36 - Correlação das leituras espectrais no corte longitudinal (lasca) de cada tolete com as análises de laboratório: Brix (a); Pol da cana(b); Teor de Fibras (c); Pureza do caldo (d); ARC (e); ATR (f)

É possível observar que esta metodologia de correlação obteve resultados muito melhores, sendo possível obter modelos com boas correlações entre as análises espectrais das amostras sólidas com os resultados de laboratório.

A Tabela 8 apresenta os valores dos coeficientes de correlação obtidos para cada resultado de análise, em cada forma de amostragem. Neste caso, a forma de amostragem que melhor correlacionou-se com os dados de laboratório foi a leitura no “corte” dos toletes, seguido pela leitura na lasca e no

caldo. A leitura na casca dos toletes foi a que menos se correlacionou com os dados de laboratório neste caso.

O teor de fibras mostrou-se o mais difícil de ser previsto, utilizando-se análises espectrais. Em geral, a espectroscopia do Vis-NIR foi capaz de prever parâmetros importantes de qualidade, como o ATR.

Tabela 8 - Valores de coeficiente de correlação entre os resultados de laboratório e os espectros obtidos em cada forma de amostragem

	Caldo	**Casca**	**Corte**	**Lasca**
Brix	0,457	0,443	0,670	0,432
Pol	0,456	0,395	0,673	0,473
FIBRA	0,033	0,047	0,045	0,135
PUREZA	0,301	0,573	0,480	0,549
ARC	0,348	0,351	0,525	0,538
ATR	0,461	0,399	0,682	0,473

Para avaliar se as baixas correlações obtidas entre as leituras espectrais dos toletes e as análises de laboratórios se devem a diferenças reais entre as amostras e os toletes individuais, foi correlacionado o Brix obtido em cada tolete com os valores de Brix das amostras de laboratório, sendo atribuído o mesmo valor de Brix de laboratório para todos os toletes que fizeram parte da amostra.

A Figura 37 apresenta a correlação entre os valores de Brix medidos em laboratório e os valores de Brix medidos em cada tolete, sendo que os valores de laboratório foram repetidos para se estabelecer uma relação com os valores de cada um dos toletes que compuseram a mesma amostra, da mesma forma adotada para se correlacionar os espectros anteriormente.

Observa-se que a correlação não é alta. Ou seja, as baixas correlações obtidas com as leituras espectrais realizadas nos toletes e as medições de laboratório se devem a diferenças reais entre as amostras, e não a uma possível falha na metodologia.

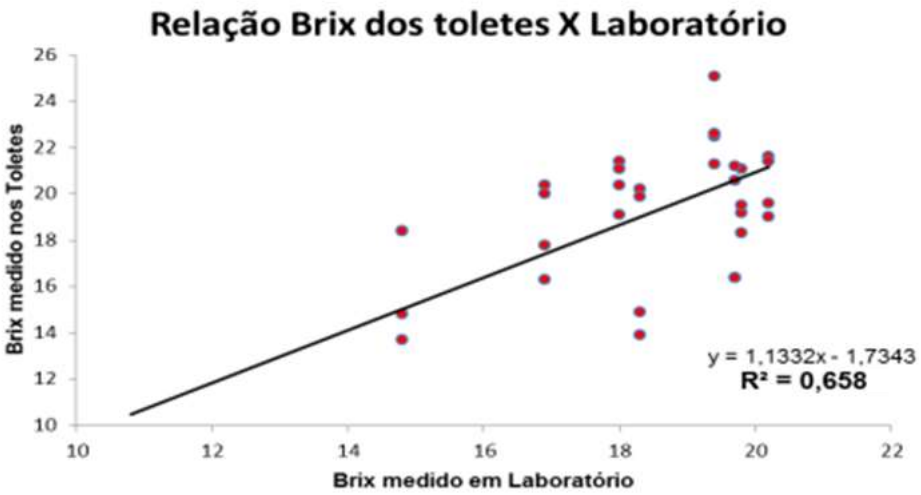


Figura 37 - Relação entre o Brix medido em cada tolete e o resultado do Brix das amostras de laboratório na etapa 1

4.2 Etapa 2 - Avaliação de um maior conjunto de dados para validação da metodologia

Os espectros de cada forma física de amostragem estão ilustrados na Figura 38. A amostra fibrosa, que não foi considerada na etapa anterior, apresentou comportamento bastante semelhante a outras amostras sólidas, principalmente com a amostra no corte longitudinal (lasca) dos toletes. Observa-se também que, nesta etapa, o espectro do caldo retirado do tolete apresentou maior semelhança ao espectro do caldo obtido em laboratório, devido à melhor padronização da quantidade de caldo e cuidado em relação a bolhas de ar na amostra.

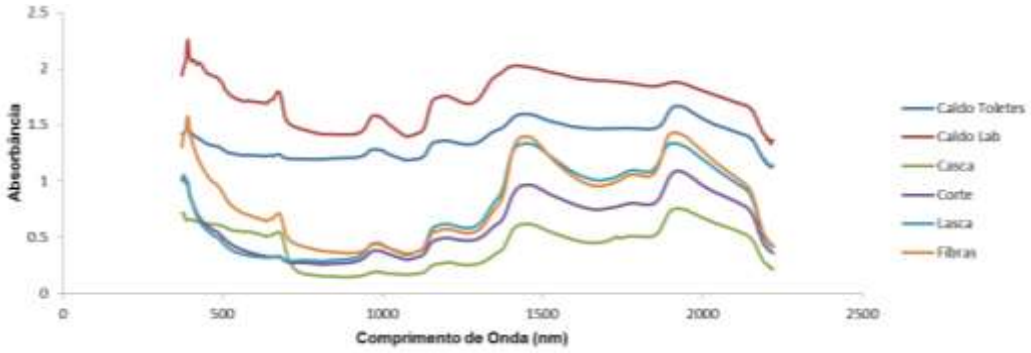


Figura 38 - Representação do espectro obtido em cada forma física de amostragem da etapa 2

4.2.1 Análise do Brix obtido nas secções da cana

Os resultados do Brix obtido nas secções dos colmos de cana estão apresentados na Tabela 9. Nota-se uma diferença no Brix entre as secções da mesma planta, principalmente entre as secções 1 e 3.

Tabela 9 - Resultados das médias das medições de Brix efetuadas nos toletes das canas

Variedade	Planta	Secção 1	Secção 2	Secção 3	MÉDIA **
	CANA 1	23,45aA	21,575abA	21,1025bA	
SP80-3280 A	**CANA 2**	23,375aA	22,9abA	22,325bA	**22,36D**
	CANA 3	22,925aA	21,975aA	21,6aA	
	MÉDIA*	**23,25C**	**22,15C**	**21,68D**	
	CANA 1	23,65aA	22,75bA	23,575abA	
RB867515 A	**CANA 2**	24,725aA	24,575aA	23,65aA	**23,87B**
	CANA 3	24,15aA	23,825aA	23,925aA	
	MÉDIA*	**24,18BC**	**23,72B**	**23,72B**	
	CANA 1	22,9abA	21,5bA	23,375aA	
SP81-3250	**CANA 2**	21,925aB	22,85aA	21,0aA	**23,33BC**
	CANA 3	27,25aC	24,125bA	25,0bB	
	MÉDIA*	**24,03BC**	**22,83BC**	**23,13BC**	
	CANA 1	22,9aA	20,775aA	20,525aA	
RB855536	**CANA 2**	23,25aA	22,9aA	22,1aA	**22,77CD**
	CANA 3	24,525aB	24,375aB	23,55aB	
	MÉDIA*	**23,56BC**	**22,68BC**	**22,06CD**	
	CANA 1	23,925aA	24,625aA	25,175aA	
SP80-3280 B	**CANA 2**	24,425aA	23,6aA	23,475aB	**24,24AB**
	CANA 3	24,6aA	24,025aA	24,3aAB	
	MÉDIA*	**24,32B**	**24,08AB**	**24,32AB**	
	CANA 1	25,25aA	23,975aA	22,85bA	
RB867515 B	**CANA 2**	25,625aA	25,65aB	25,075aB	**25,04A**
	CANA 3	26aA	26,25aB	24,7bA	
	MÉDIA*	**25,63A**	**25,29A**	**24,21AB**	
	CANA 1	25,45aA	23,375aA	24,15aA	
SP83-2847	**CANA 2**	23,675aA	24,15aA	23,475aA	**24,76A**
	CANA 3	25,825aA	26,2aA	26,525aB	
	MÉDIA*	**24,98AB**	**24,58AB**	**24,72AB**	
	CANA 1	21,75aA	22,625aA	21,825aA	
IACSP95-5000	**CANA 2**	24,475aAB	28,75bB	26,75bB	**24,94AB**
	CANA 3	25,175aB	26,25aAB	26,825aB	
	MÉDIA*	**23,8BC**	**25,88A**	**25,13A**	
	CANA 1	24,675aA	25,175aA	26,1aA	
CTC15	**CANA 2**	23aA	23,4aB	23,225aB	**24,57A**
	CANA 3	26,475aA	24,475bAB	24,55bB	
	MÉDIA*	**24,72AB**	**24,35AB**	**24,63A**	

[abc] Letras iguais não diferem estatisticamente pelo teste T (P≤0,05); letras minúsculas comparam entre as secções da mesma planta, letras maiúsculas comparam mesmas secções entre plantas diferentes, dentro de cada variedade; * letras maiúsculas comparam variedades dentro de cada secção; ** letras maiúsculas comparam variedades, considerando todas as secções.

Nesta etapa, por terem sido coletadas amostras de colmos mais próximas à época de colheita, as diferenças entre as secções foram menos significativas do que na etapa anterior. As variedades RB855536, RB867515 A, SP80-3280 B e SP83-2847 foram as que se apresentaram mais “maduras” em relação a diferenças menos expressivas entre as secções. Poucos foram os talhões onde foi encontrada diferença entre as plantas coletadas, devido à proximidade das mesmas. No entanto, análises geoestatísticas devem ser feitas para avaliar a dependência espacial destes resultados.

Os resultados das diferenças entre as variedades são semelhantes ao se avaliar todas as amostras ou apenas as amostras pertencentes à mesma secção. Isso significa que tanto avaliando apenas uma mesma parte da planta quanto avaliando a planta toda as diferenças de qualidade serão encontradas.

4.2.2 Predições de Brix nas análises efetuadas nos colmos das plantas

Os resultados das predições de Brix utilizando os dados espectrais, correlacionados com os valores reais de Brix obtidos em cada tolete, utilizando técnica de validação “leave-one-out” foram obtidos para cada forma de amostragem, utilizando pré-processamento MSC e primeira derivativa.

As medições na casca dos colmos, não apresentaram boas correlações com os dados de Brix, com R^2 máximo de 0,11 utilizando 20 componentes principais. A Figura 39 apresenta o gráfico de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

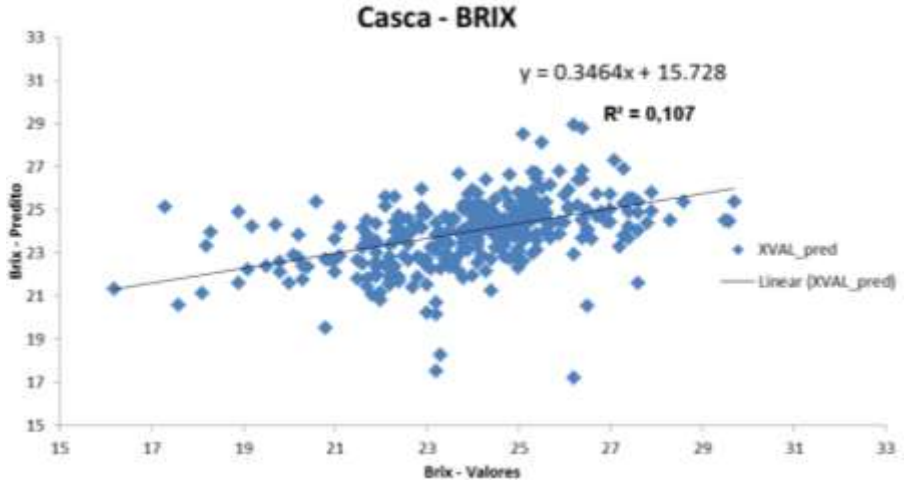


Figura 39 - Correlação do Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas na casca dos toletes na etapa 2

A Figura 40 apresenta um gráfico mostrando a variação do valor de R^2 na técnica de “leave-one-out” conforme se aumenta o número de componentes principais. Nota-se que, neste caso, a análise que obteve o melhor R^2 foi a que utilizou 20 componentes principais e o valor de R^2 aumenta na medida em que se aumenta o número de componentes principais.

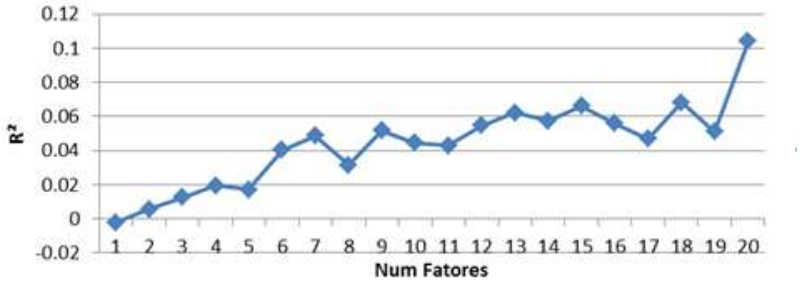


Figura 40 - Variação do valor de R^2 de acordo com o número de componentes principais com as medições efetuadas na casca dos toletes

As leituras efetuadas no corte transversal (base) do colmo apresentaram R^2 de 0,325 utilizando 19 componentes principais. A Figura 41 apresenta o gráfico desta correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

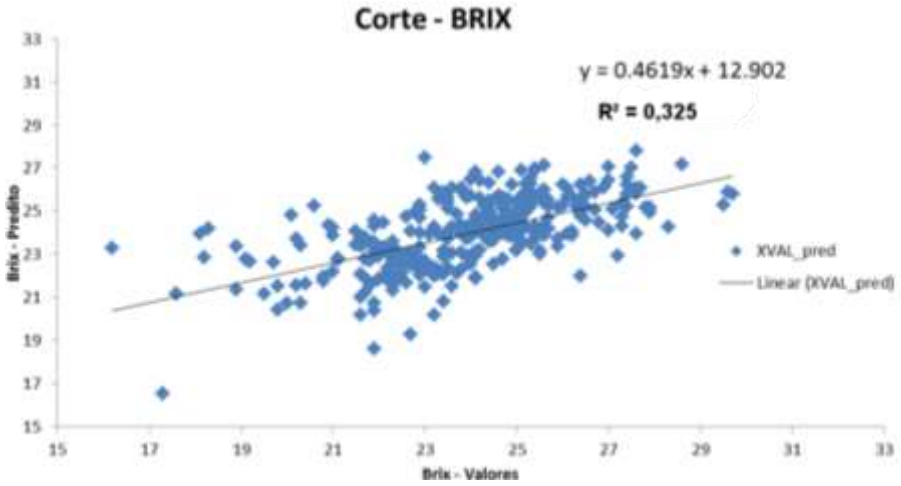


Figura 41 - Correlação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no corte base do tolete na etapa 2

A Figura 42 apresenta um gráfico mostrando a variação do valor de R^2 na técnica de “leave-one-out” conforme se aumenta o número de componentes principais. Nota-se que neste caso, a análise que obteve o melhor R^2 foi a que utilizou 19 componentes principais e que, da mesma forma que nas leituras feitas na casca, onde também houve baixa correlação, o valor de R^2 aumenta na medida em que se aumenta o número de componentes principais, estabilizando apenas no patamar de 19.

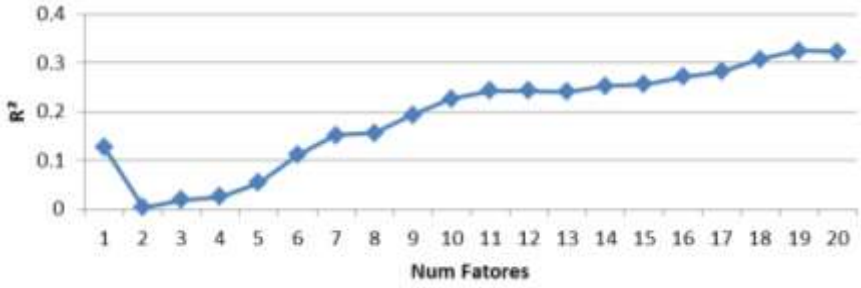


Figura 42 - Variação do valor de R^2 de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no corte longitudinal do tolete

Assim como na etapa anterior, as análises do corte longitudinal (lasca) foram as que mais se correlacionaram com o teor de Brix, obtendo neste caso um valor de R^2 de 0,413 utilizando 13 componentes principais. A Figura 43 apresenta o gráfico de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação “leave-one-out”.

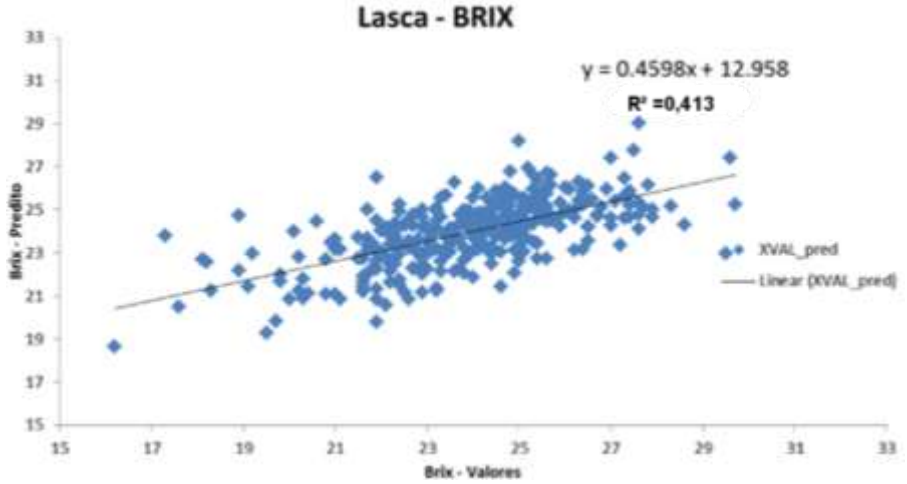


Figura 43 - Correlação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no corte longitudinal dos toletes, na etapa 2

A Figura 44 apresenta um gráfico mostrando a variação do valor de R^2 na técnica de "leave-one-out" conforme se aumenta o número de componentes principais. A análise que obteve o melhor R^2 foi a que utilizou 13 componentes principais, sendo que não há muita alteração no valor do R^2 com o aumento do número de componentes principais, atingindo um patamar próximo a 10 componentes.

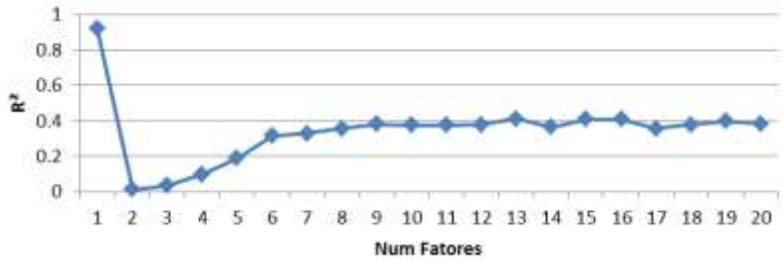


Figura 44 - Variação do valor de R^2 de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no corte longitudinal dos colmos

A forma amostral que melhor obteve correlação foi a do caldo extraído dos colmos. As leituras espectrais realizadas tiveram correlação de 0,82 utilizando 20 componentes principais. Nota-se que, neste caso, a correlação foi muito maior do que a obtida na etapa 1, possivelmente devido à padronização da quantidade de caldo extraído para as análises espectrais.

A Figura 45 apresenta o gráfico de correlação entre as medições de Brix e as predições utilizando os dados espectrais pelo método PSLR e validação "leave-one-out".

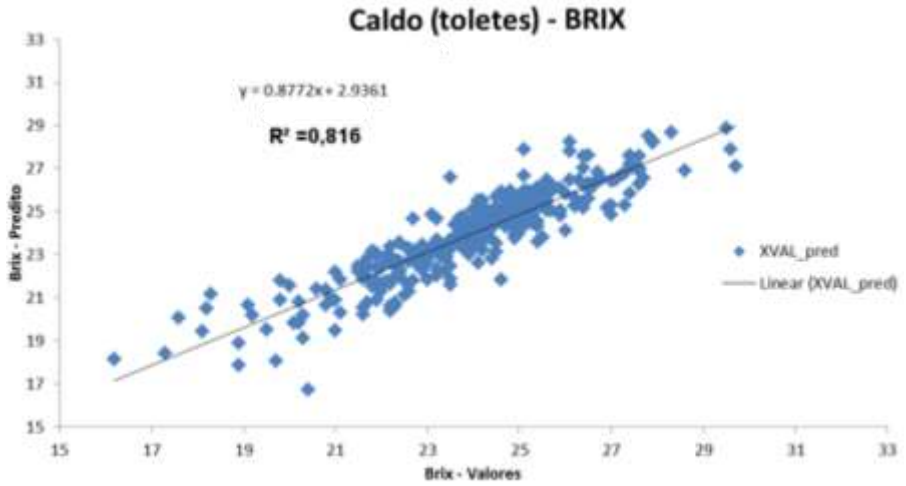


Figura 45 - Correlação Brix medido no caldo obtido dos toletes com as análises espectrais obtidas no caldo extraído dos toletes

Apesar de a melhor correlação ter sido obtida com 20 componentes principais, essa forma de amostra obteve um coeficiente de correlação maior que 0,6 com apenas 10 componentes principais. O valor de R^2 aumenta na medida em que se aumenta o número de componentes principais. No entanto, esse ganho não é expressivo como nas leituras obtidas na casca ou no corte, como pode ser observado no gráfico da Figura 46.

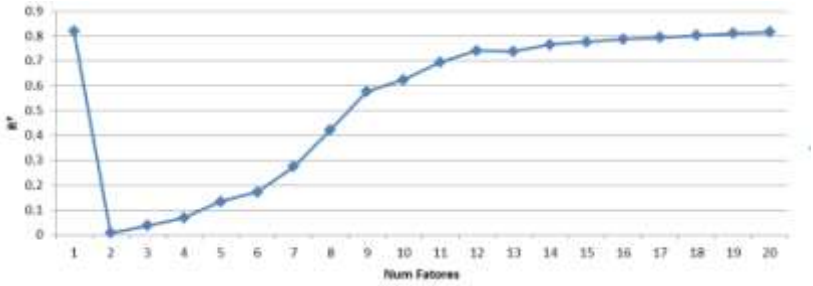


Figura 46 - Variação do valor de R^2 de acordo com o número de componentes principais com medições efetuadas no caldo extraído dos toletes

4.2.3 Análises de laboratório

Os resultados das análises de laboratório estão descritos na Tabela 10 e os resultados e estatísticas do valor de ATR estão representados também na Figura 47.

Tabela 10 - Resultado das médias dos parâmetros analisados em laboratório, para cada variedade em cada secção dos colmos

	Brix			Pol			PBU			ATR		
Variedades	**S1**	**S2**	**S3**	**S1**	**S2**	**S3**	**S1**	**S2**	**S3**	**S1**	**S2**	**S3**
SP80-3280 A	23,5	22,9	20,5	89,5	86,3	72,7	158,4	154,6	171,0	173,6	169,1	142,5
RB867515 A	24,6	25,2	24,3	97,1	100,8	94,2	179,1	180,4	204,3	181,1	186,8	170,1
SP81-3250	24,7	24,4	22,9	97,1	95,6	85,3	172,6	179,0	206,2	182,6	178,5	155,2
RB855536	23,6	23,0	19,9	93,4	90,7	73,0	155,4	156,8	184,3	180,8	175,8	139,9
SP80-3280 B	24,0	23,8	20,8	95,9	95,5	77,3	163,2	161,5	178,8	183,1	182,8	147,9
RB867515 B	23,5	24,0	21,2	95,0	96,1	83,9	173,0	159,9	193,3	178,7	184,2	155,4
SP83-2847	23,4	23,2	21,4	93,7	92,8	82,3	176,5	181,2	203,3	175,8	173,2	150,8
IACSP95-5000	21,8	22,7	21,8	85,3	89,7	86,4	139,1	151,5	172,5	170,3	175,2	164,4
CTC15	22,7	22,7	19,5	89,8	90,3	71,7	136,8	134,2	160,7	179,1	180,6	142,1

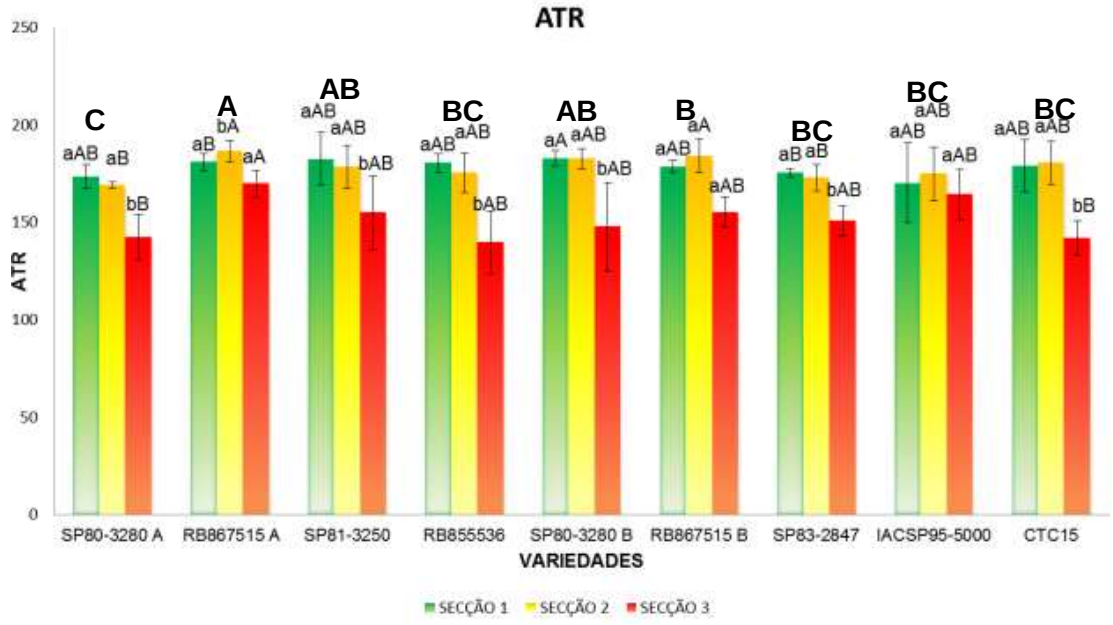


Figura 47 - Resultados e análises estatísticas do valor de ATR; [abc] letras iguais não diferem estatisticamente pelo teste T (P≤0,05); letras minúsculas comparam entre as secções da mesma variedade; letras maiúsculas comparam mesmas secções entre variedades diferentes; letras em negrito comparam as variedades, considerando todas as secções

Nota-se que os valores de Brix, Pol e ATR são menores na secção mais alta dos colmos e que o valor do PBU é maior. A variedade RB867515 (das duas coletas) e a variedade IACSP95-5000 foram as que apresentaram menor diferença entre as secções, possivelmente por estarem em estágio de maturação mais avançado.

A variedade RB867515 da primeira coleta foi a que apresentou melhores valores de ATR, mesmo estando no quinto corte. A mesma variedade, colhida na segunda coleta, apresentou valores significantemente menores mesmo estando ainda no terceiro corte. Esse fato pode ser explicado pelos ambientes de produção de onde vieram as amostras, que eram C e E, respectivamente, sugerindo que intervenções agronômicas e características de solo podem influenciar o teor de açúcar, indicando a importância do mesmo ser monitorado. No entanto, o contrário ocorre com a variedade SP80-3280, pois a mesma em ambiente B, recebendo aplicação de vinhaça, apresentou menor valor de ATR do que em ambiente C sem a aplicação de vinhaça, sendo que a última estava com menos de 1 mês a mais de maturação.

Nota-se também que o grau de maturação não é o fator mais limitante para determinação do bom desempenho geral da variedade em relação a qualidade. Plantas que apresentaram pouca diferença entre as alturas do colmo (como a variedade IACSP95-5000), o que pode significar estágio avançado de maturação, não necessariamente obtiveram os melhores valores de qualidade de uma maneira geral. Plantas mais maduras apresentam menos diferença entre as secções, mas isso não significa um bom desempenho geral entre as variedades.

Lingle e Wiegand (1997) foram capazes de mapear a qualidade da cana-de-açúcar correlacionando-a com parâmetros do solo como condutividade elétrica e salinidade. Outros estudos devem ser elaborados visando conhecer outros fatores agronômicos que possam afetar esses parâmetros, tendo em vista gerenciamentos localizados.

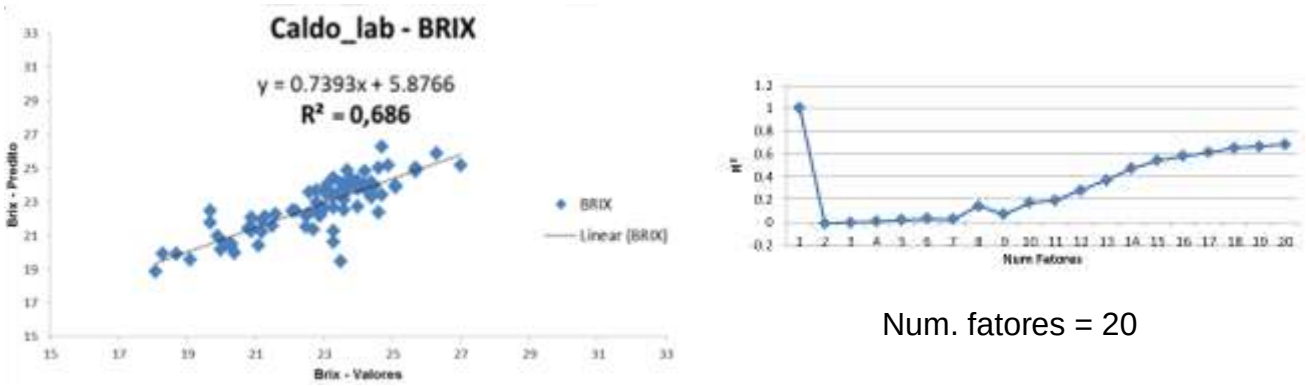
4.2.4 Correlações com as análises de laboratório

Para a correlação com as análises de laboratório foram utilizadas as formas físicas também extraídas das amostras de laboratório: o caldo e a amostra fibrosa. Os espectros foram correlacionados com resultados de Brix, Pol e PBU (fibras) das amostras levadas para o laboratório.

Primeiramente, os resultados de laboratório foram correlacionados com os espectros obtidos pela leitura do caldo extraído das amostras. Os gráficos

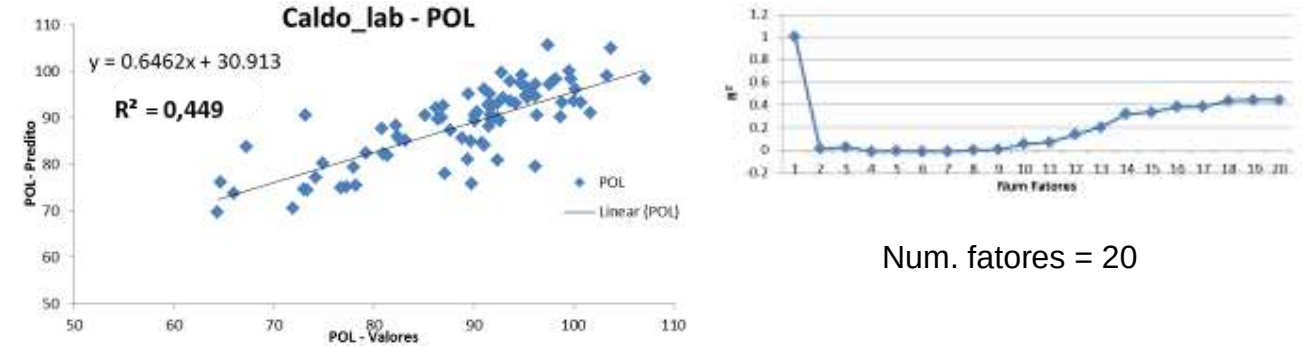
de correlação obtidos através de análises PLSR com validação cruzada “leave-one-out” podem ser observados na Figura 48, assim como o gráfico dos valores de R^2 em função do número de fatores, para cada análise. Nota-se que o caldo resultou nos melhores valores de R^2 com o Brix e com o PBU, com R^2 de 0,69 e 0,64 respectivamente. O Pol, por sua vez, apresentou R^2 de 0,45.

a)



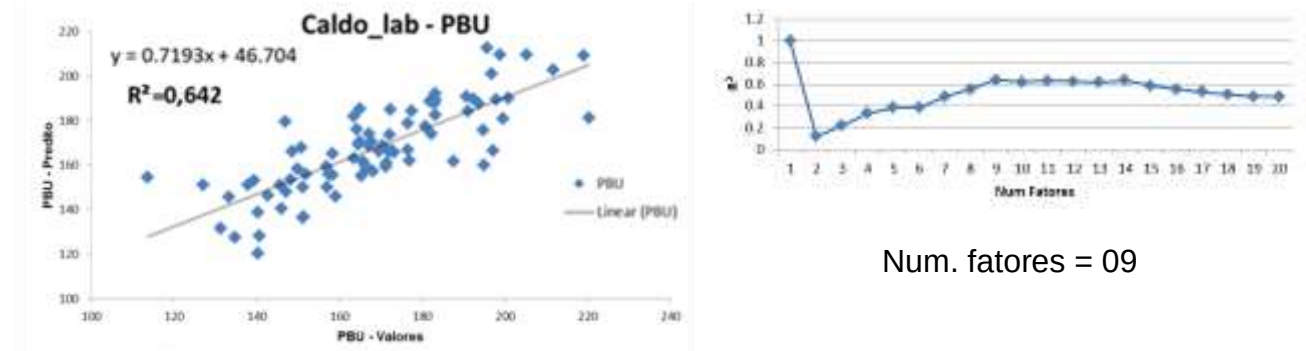
Num. fatores = 20

b)



Num. fatores = 20

c)

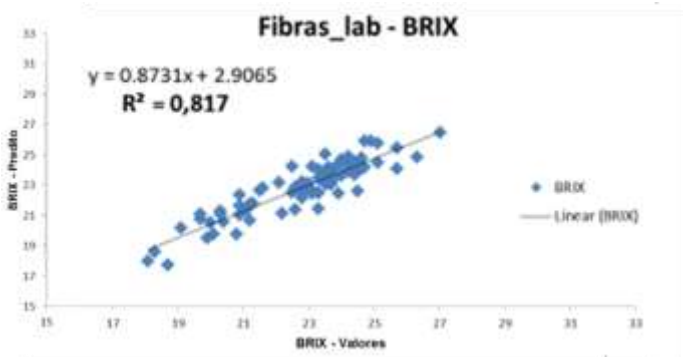


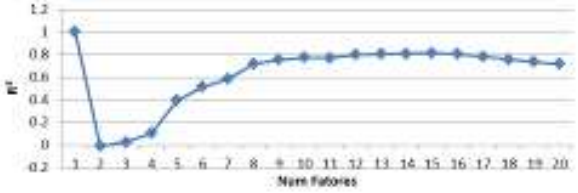
Num. fatores = 09

Figura 48 - À esquerda, gráficos de correlação dos espectros obtidos das amostras do caldo obtido do laboratório com os resultados de: Brix (a), Pol (b) e PBU (c); à direita o gráfico da relação do R^2 obtido com o número de fatores utilizado, sendo o número de fatores de maior correlação indicado abaixo

Os teores de fibras obtidos na análise de laboratório apresentaram resultados ainda melhores de correlação, principalmente para Brix e Pol com R^2 de 0,82 e 0,84 respectivamente. No entanto, o valor de PBU apresentou baixa correlação com as medições espectrais (R^2=0,35). Os resultados estão apresentados na Figura 49.

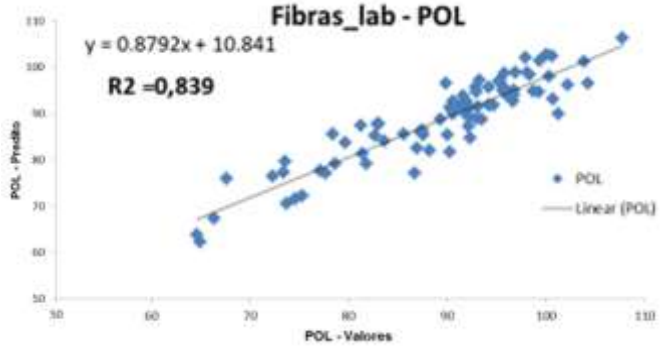
a)

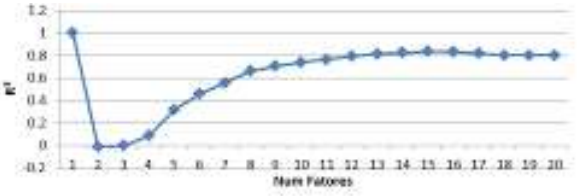




Num. fatores = 15

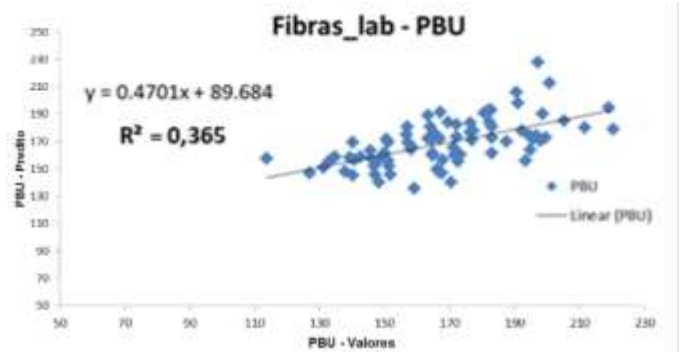
b)

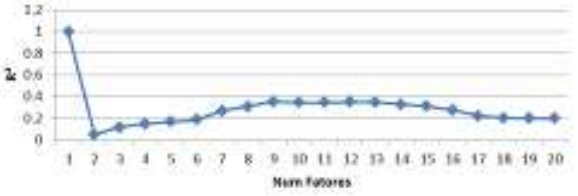




Num. fatores = 15

c)





Num. fatores = 09

Figura 49 - À esquerda, gráficos de correlação dos espectros obtidos das amostras fibrosas obtidas em laboratório com os resultados de: Brix (a), Pol (b) e PBU (c); à direita o gráfico da relação do R^2 obtido com o número de fatores utilizado, sendo o número de fatores de maior correlação indicado abaixo

Para analisar a viabilidade de correlacionar os dados espectrais obtidos nos toletes com as análises de laboratório, foram correlacionados o Brix obtido

em cada tolete com os valores de Brix das amostras de laboratório, sendo atribuído o mesmo valor de Brix de laboratório para todos os toletes que fizeram parte da amostra.

A correlação se mostrou ainda menor do que a obtida na Etapa 1, com R^2 de 0,08, conforme mostrado na Figura 50. Isso significa que os espectros devem ser correlacionados com resultados obtidos das formas físicas onde foram realizadas as amostras, pois as diferenças entre as mesmas podem dificultar a obtenção de um modelo confiável.

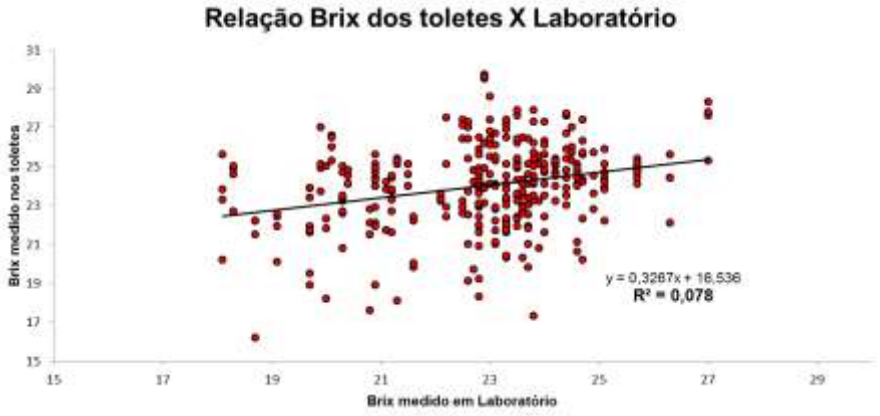


Figura 50 - Correlação entre os resultados de Brix obtidos de cada tolete com o resultado de Brix das amostras de laboratório obtidos na Etapa 2

Para melhor caracterização do espectro buscando identificar qual faixa de comprimento de onda apresenta maior correlação com os mesurados, a Figura 51 apresenta um gráfico com o valor de R^2 da regressão obtida em cada comprimento de onda com os parâmetros medidos em laboratório, para as duas formas físicas estudadas acima. Nota-se que o PBU (teor de fibras) nas medições nas amostras sólidas oferece maior correlação com a faixa visível do espectro. Já o Pol e Brix têm um comportamento bastante similar entre si e apresentam maior correlação com a faixa do NIR. No entanto, nas medições efetuadas no caldo, o PBU apresenta maior correlação na faixa do NIR e a faixa do visível apresenta melhor correlação com o Brix e Pol.

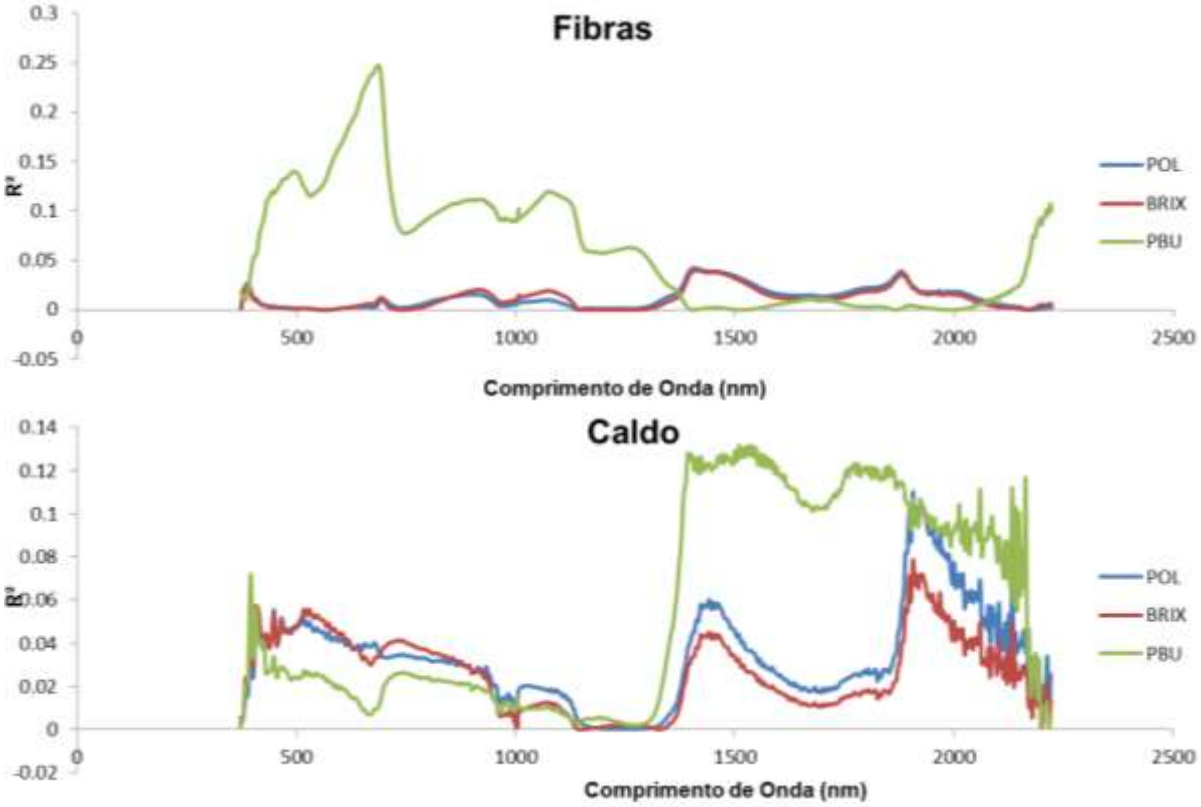


Figura 51 - Correlação entre os parâmetros de qualidade e as medições espectrais em cada comprimento de onda obtidos na etapa 2, para as formas amostrais Fibras e Caldo

4.3 Etapa 3 - Uso de espectrômetros para mapeamento da qualidade em um talhão comercial

4.3.1 Mapeamento da qualidade da cana-de-açúcar

De modo a observar a variação da qualidade da cana-de-açúcar em um talhão, a Tabela 11 apresenta a estatística descritiva das 91 amostras coletadas. A última linha da tabela apresenta os resultados de qualidade medidos pela usina no recebimento do material após a colheita do talhão.

Tabela 11 - Estatística descritiva dos parâmetros de qualidade das amostras georreferenciadas obtidas na etapa 3

	ATR	Brix	Pol da cana	Fibras (F)	ARCana	Q (pureza)
Média	134,59	17,49	13,49	10,71	0,51	89,07
Erro padrão	0,75	0,07	0,08	0,06	0,01	0,29
Mediana	134,62	17,60	13,46	10,69	0,51	89,12
Desvio padrão	7,14	0,70	0,81	0,56	0,08	2,80
C.V	5,31	4,00	6,00	5,27	16,56	3,14
Curtose	-0,35	0,04	-0,30	-0,89	5,22	5,45
Assimetria	-0,18	-0,35	-0,14	0,11	-0,98	1,00
Intervalo	32,50	3,50	3,60	2,17	0,60	20,35
Mínimo	119,12	15,70	11,75	9,70	0,10	82,45
Máximo	151,62	19,20	15,35	11,87	0,70	102,80
Dados Usina	108,39	15,68	10,5624	12,81	0,73	80,68

Nota-se que a variação dentro do talhão é diferente para cada parâmetro analisado, assim como a distribuição dos dados. Observa-se também que a medição efetuada pela usina apresentou valores de qualidade menores do que os das medições efetuadas nos pontos georreferenciados. Essa diferença deve-se principalmente à maior quantidade de palha presente na cana após a colheita mecanizada da cana crua. Tal fator deve ser levado em conta principalmente devido à tendência de se colher a cultura com uma maior quantidade de palha, tanto para produção energética quanto para a produção de etanol de segunda geração (SANTOS et al., 2012 ; JUNIOR et al., 2010). Aumenta, assim, a importância das análises em amostras obtidas diretamente da colhedora.

O coeficiente de variação observado foi maior do que aquele obtido por Bramley et al. (2012) (3,8%), possivelmente devido ao menor tamanho do

talhão analisado pelos autores (6,8 ha); mas este fato também pode estar relacionado às diferentes características ambientais das duas lavouras.

Caso sejam considerados os valores de ATR mensurados para cálculos de remuneração (sendo o valor pago ao produtor estipulado pela quantidade colhida pelo ATR medido multiplicada pelo valor fixo do ATR), o desvio padrão observado causaria uma variação de 10,08% na renda do talhão. Ao contabilizar os valores máximos e mínimos encontrados, essa variação seria de 21,43%.

A Figura 52 ilustra a distribuição dos dados que, em geral, apresentaram distribuição normal. A Tabela 12 apresenta a correlação entre os parâmetros de qualidade monitorados, mostrando que o teor de fibras exerce pouca influência no teor de açúcares da cana e o PC e o Brix apresentam alta correlação. No entanto, o PC é o melhor fator para se estimar o ATR, devido à influência dos açúcares redutores no Brix.

Tabela 12 - Matriz de correlação entre os parâmetros analisados na amostragem georreferenciada

	Brix	**Q (pureza)**	**Fibras (F)**	**Pol da cana**	**ARCana**	**ATR**
Brix	1,00					
Q (pureza)	0,56	1,00				
Fibras (F)	0,41	0,25	1,00			
Pol da cana	0,89	0,85	0,24	1,00		
ARCana	-0,58	-1,00	-0,30	-0,86	1,00	
ATR	0,91	0,83	0,23	1,00	-0,83	1,00

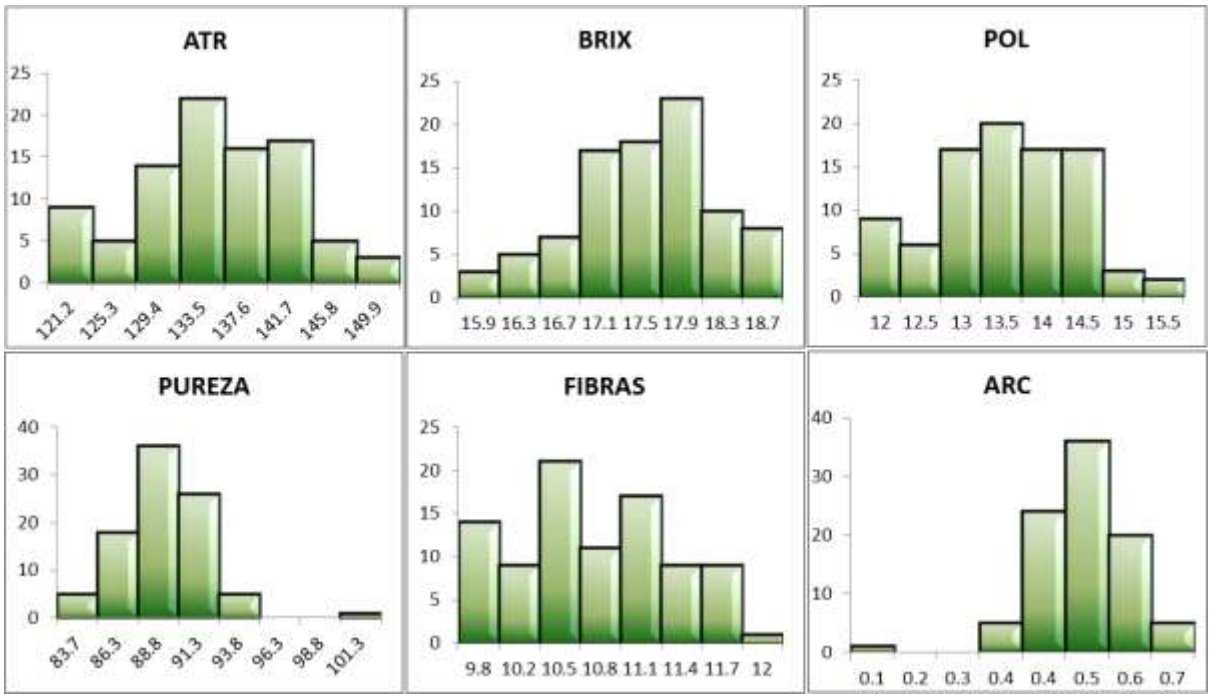
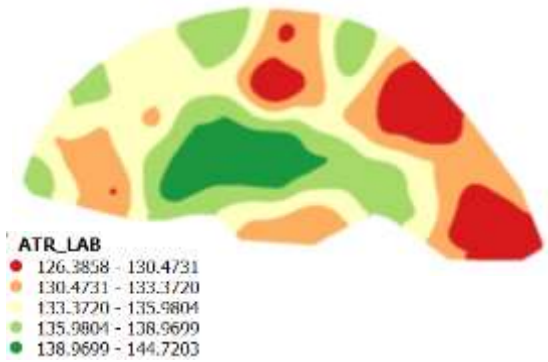
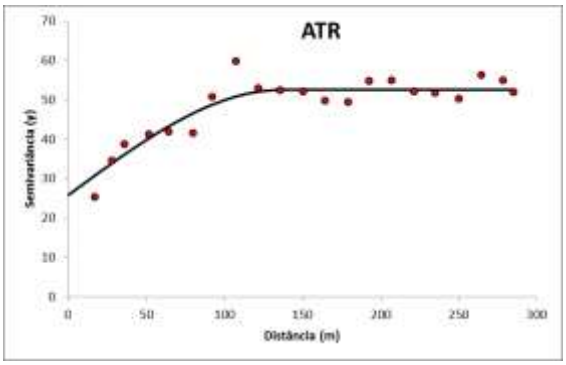


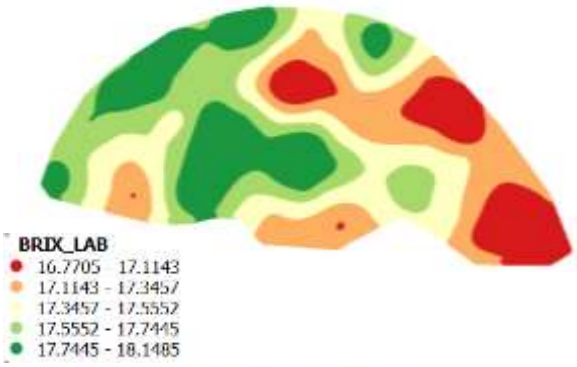
Figura 52 - Distribuição dos parâmetros de qualidade analisados no talhão obtidos pelas amostras georreferenciadas, obtidas na etapa 3

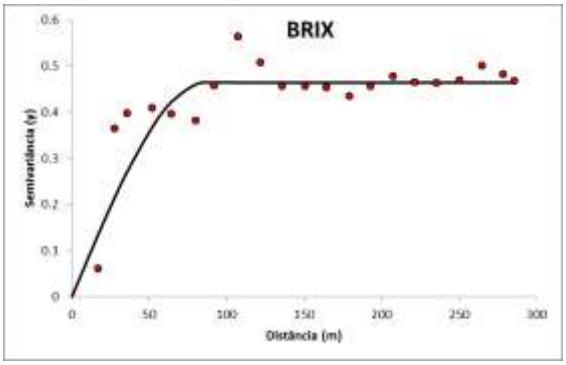
Para analisar a distribuição espacial dos parâmetros de qualidade, a Figura 53 apresenta os mapas com os resultados interpolados para uma superfície de pontos contínua, com resolução de 5 m², pelo programa Vesper, com o uso do método de krigagem, e o semivariograma, utilizado para a interpolação. Na Tabela 13 é possível observar os valores de alcance, efeito pepita e o Índice de Dependência Espacial (IDE) para os parâmetros analisados. O atributo que obteve menor alcance dos dados foi o teor de fibras. No entanto, o IDE indica que todos os atributos apresentaram dependência espacial no mínimo moderada, segundo a classificação proposta por Cambardella et al. (1994).

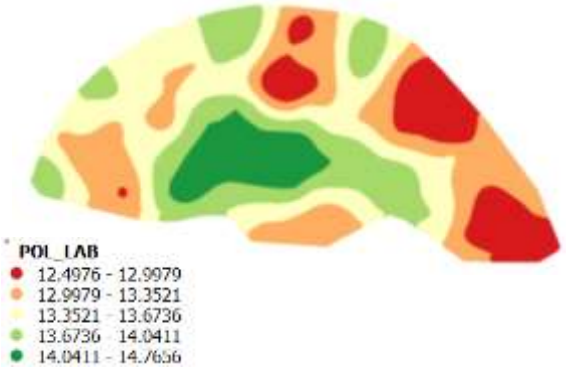
Os mapas mostram que o Pol foi mais eficaz que o Brix para indicar o ATR no talhão. Nota-se um local do talhão onde o Brix é alto, mas a pureza é baixa, resultando em um ATR médio, evidenciando a importância do Pol para a medição da qualidade. E, assim como visto anteriormente, o teor de fibras aparece sem correlação com os outros parâmetros de qualidade.

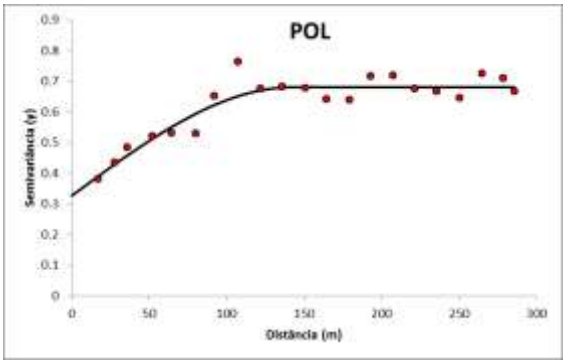

ATR_LAB
126.3858 - 130.4731
130.4731 - 133.3720
133.3720 - 135.9804
135.9804 - 138.9699
138.9699 - 144.7203

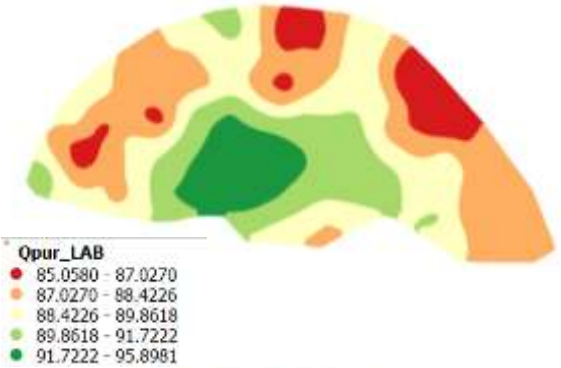

ATR
Semivariância (γ)
Distância (m)

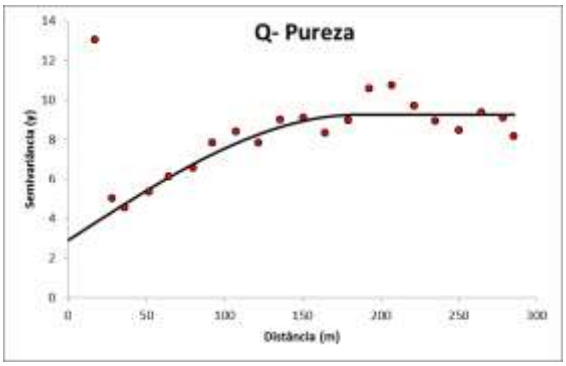

BRIX_LAB
16.7705 - 17.1143
17.1143 - 17.3457
17.3457 - 17.5552
17.5552 - 17.7445
17.7445 - 18.1485

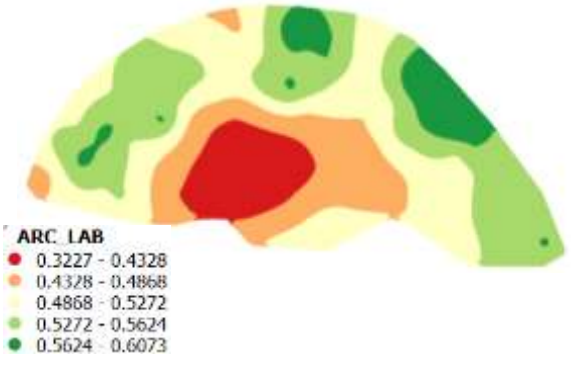

BRIX
Semivariância (γ)
Distância (m)

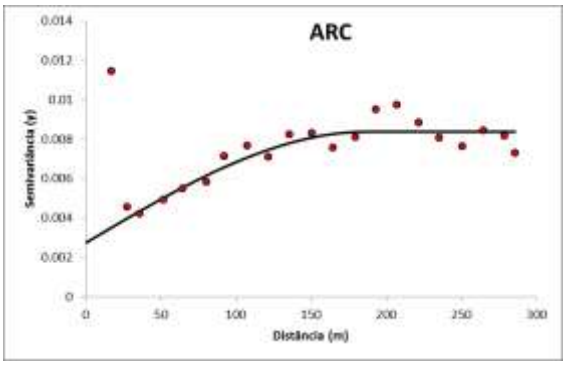

POL_LAB
12.4976 - 12.9979
12.9979 - 13.3521
13.3521 - 13.6736
13.6736 - 14.0411
14.0411 - 14.7656


POL
Semivariância (γ)
Distância (m)


Qpur_LAB
85.0580 - 87.0270
87.0270 - 88.4226
88.4226 - 89.8618
89.8618 - 91.7222
91.7222 - 95.8981


Q- Pureza
Semivariância (γ)
Distância (m)


ARC_LAB
0.3227 - 0.4328
0.4328 - 0.4868
0.4868 - 0.5272
0.5272 - 0.5624
0.5624 - 0.6073


ARC
Semivariância (γ)
Distância (m)

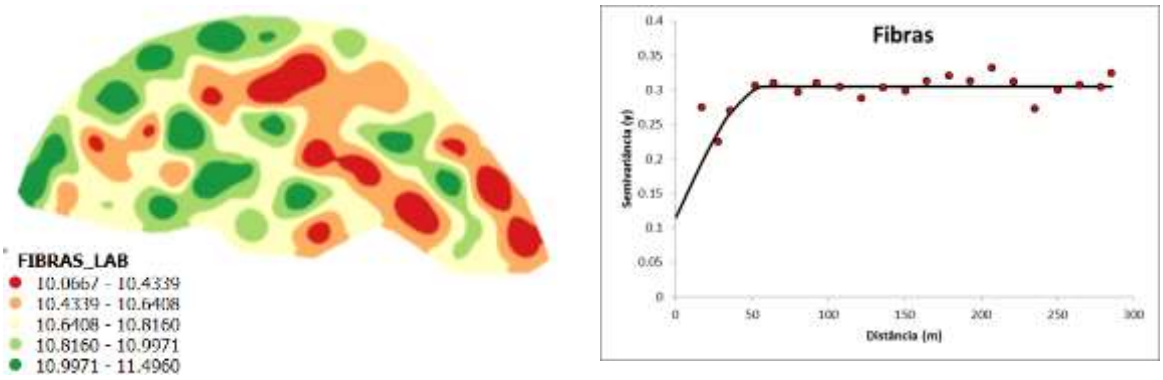


Figura 53 - Mapas dos parâmetros de qualidade analisados – ATR, Brix, Pol, Pureza, ARC e Teor de Fibras (esquerda); gráficos dos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

Tabela 13 - Parâmetros de dependência espacial obtidos a partir dos semivariogramas utilizados na interpolação dos parâmetros

	ARC	ATR	Brix	FIBRAS	Pol	PUREZA
Alcance	186,5	136,6	86,5	59,1	142,1	185,5
Patamar	0,008	52,550	0,464	0,305	0,681	9,260
Efeito Pepita	0,003	25,840	0,000	0,115	0,327	2,913
IDE	67,25	50,83	100,00	62,25	51,95	68,54
Modelo	Esférico	Esférico	Esférico	Esférico	Esférico	Esférico

4.3.2 Correlação das predições espectrais

Equipamento AgriNir

Inicialmente, os resultados das amostras georreferenciadas foram comparados com os resultados obtidos pelo equipamento AgriNir após a sua atualização para medição da qualidade na cultura da cana-de-açúcar. A Figura 54 apresenta os gráficos de correlação entre os resultados de laboratório e o resultado apresentado pelo equipamento AgriNir (Etiqueta).

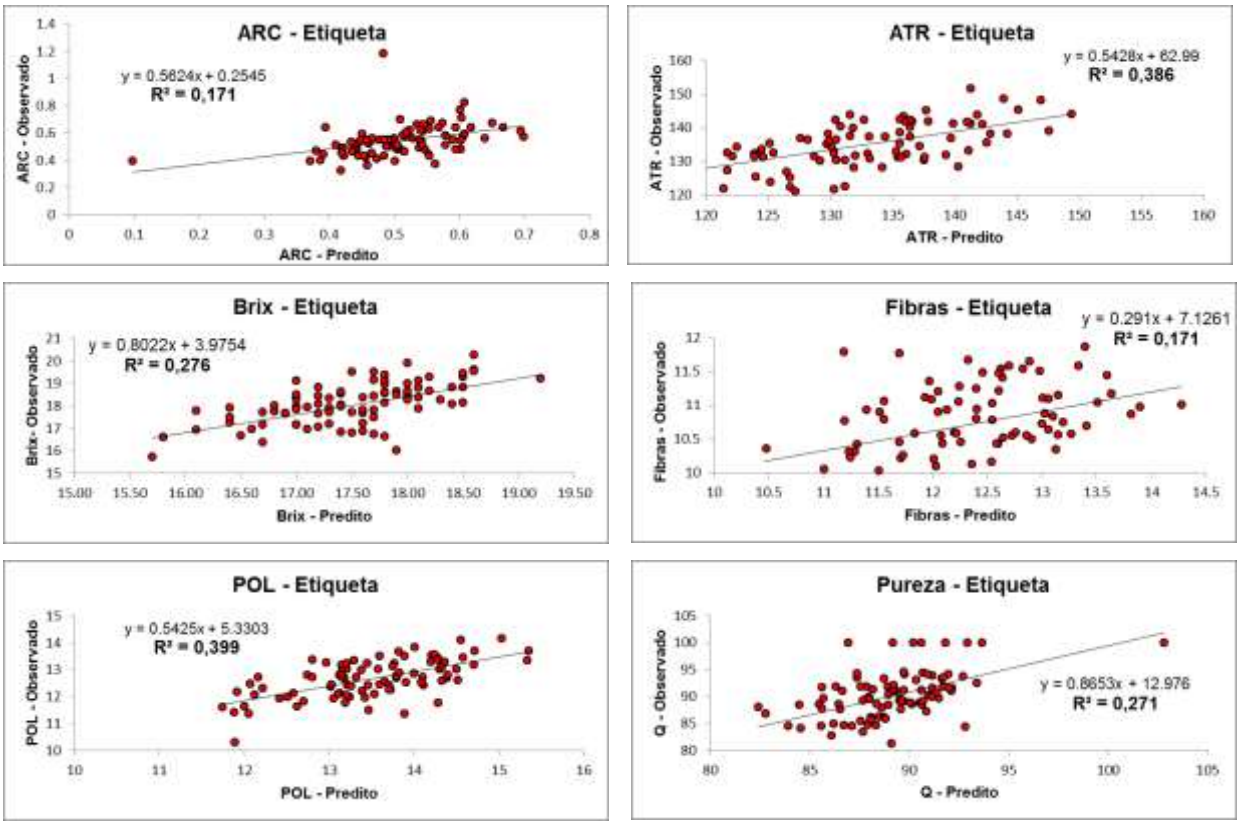


Figura 54 - Correlação entre as análises de laboratório e as medições efetuadas pelo equipamento AgriNir atualizado para leituras de qualidade da cana-de-açúcar

A Figura 55 apresenta a correlação, utilizando os mesmos dados vistos acima, feita pelo programa ParLes e selecionando o número de componentes principais de acordo com a melhor correlação obtida, já utilizando os novos dados georreferenciados. Para a obtenção da curva de calibração por esse método, não foi realizada filtragem dos espectros considerando os três espectros de cada amostra. Foi considerado o mesmo valor de laboratório para os mesmos e não foi feita uma média dos espectros como no padrão do fabricante. Foi obtido, então, um resultado para cada curva gerada na validação utilizando as amostras georreferenciadas. Os resultados apresentados são a média destes valores correlacionados com os resultados de laboratório.

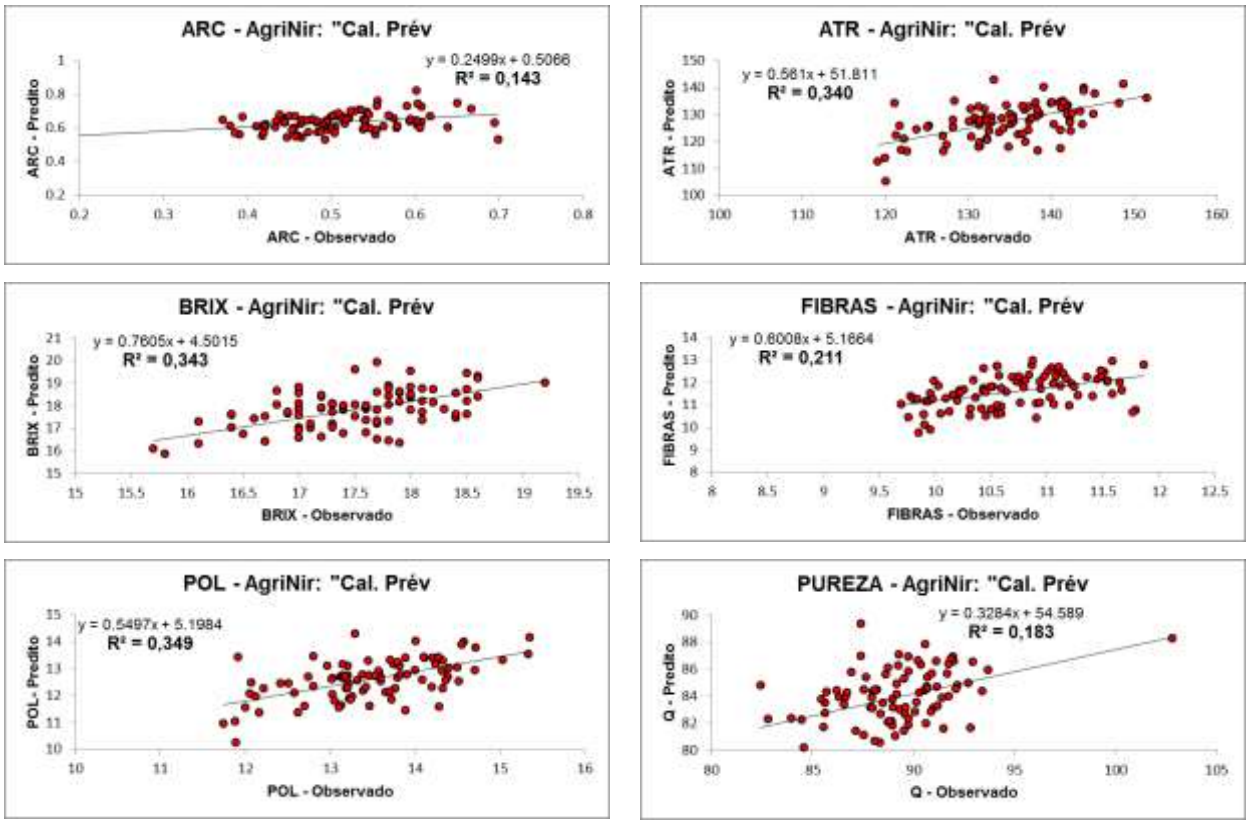


Figura 55 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento AgriNir, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas

Com exceção dos parâmetros Brix e Fibras, a metodologia adotada pelo fabricante (Etiqueta) obteve regressões com R^2 maiores que os observados acima (Figura 55). Deve-se ressaltar que a calibração efetuada pelo fabricante foi confeccionada sem utilizar os novos dados da coleta georreferenciada, ao contrário da segunda metodologia, que utilizou a correlação com os novos dados para a definição do número de componentes principais. Portanto, o tratamento e limpeza dos espectros, que foram realizados pelo fabricante, mostram-se como uma importante medida para a obtenção de uma boa curva de calibração.

No entanto, as correlações observadas em geral foram baixas. Isso se deve principalmente ao número de amostras utilizado para gerar a curva de calibração (apenas 20).

Para avaliar a correlação considerando uma curva de calibração obtida com um maior número de amostras, foram utilizados os próprios dados obtidos da coleta georreferenciada para a geração da curva, e realizada a validação “leave-one-out”. Como o equipamento AgriNir disponibiliza três espectros, os

resultados apresentados são a média dos resultados obtidos pela utilização da metodologia em cada espectro. Este modo foi adotado para coincidir com o padrão do equipamento, que analisa os três espectros para então disponibilizar a média dos resultados. No entanto, ao contrário da metodologia do fabricante, não foi efetuada avaliação e filtragem dos espectros para a obtenção da curva, e foi gerada uma curva diferente para cada um dos espectros, o que pode causar erros caso haja divergência entre os espectros da mesma amostra. A Figura 56 apresenta a correlação entre os resultados de laboratório e os resultados de predição utilizando a técnica mencionada acima.

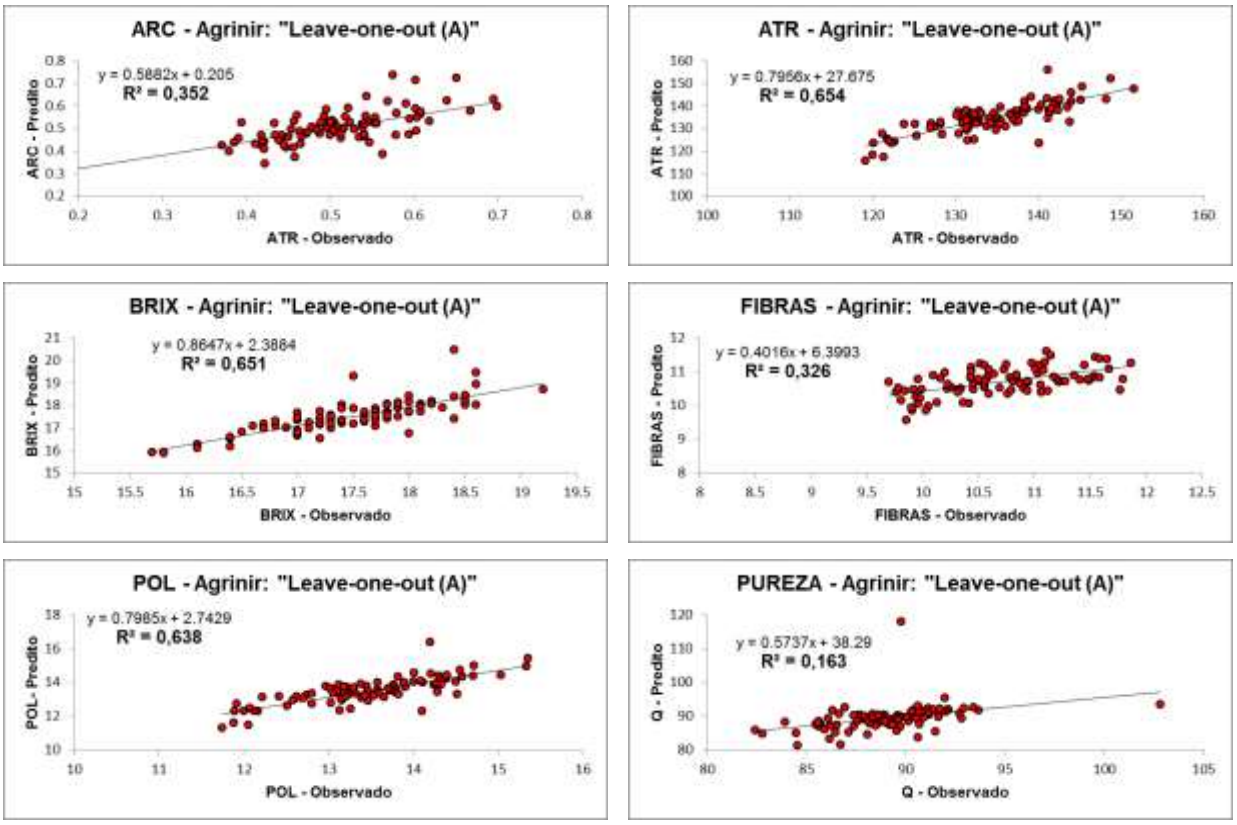


Figura 56 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros obtidos com o equipamento AgriNir, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas pelo método “Leave-one-out (A)”

Com exceção da Pureza, este método apresentou melhorias significativas na predição, mostrando que uma maior quantidade de dados irá gerar curvas de calibração mais exatas. Porém, como foi realizada uma curva diferente para cada um dos três espectros da mesma amostra, a divergência entre os espectros pode ocasionar uma degradação na correlação dos dados. Deste modo, para avaliar esse efeito, a correlação com validação “leave-one-out” foi feita utilizando-se todos os espectros de uma só vez, e considerando o

mesmo resultado de laboratório para os três espectros que compuseram uma amostra. Nota-se que, desta forma, diminui-se o CV entre os resultados obtidos dos diferentes espectros da mesma amostra aumentando o R^2 obtido. No caso do parâmetro Pureza, por exemplo, onde o CV entre as amostras é baixo e a correlação também é baixa, esse fator influencia significantemente nos resultados.

Os resultados de correlação utilizando todos os espectros (R^2b), assim como os apresentados anteriormente na Figura 56 (R^2a), são apresentados na Tabela 14, além dos cálculos do coeficiente de correlação entre as amostras e entre os resultados de predição de cada espectro dentro da mesma amostra, tanto para o método anterior (CV pred a) quanto para o método onde foram considerados todos os espectros na mesma análise (CV pred b). Nota-se uma melhora significativa na correlação da predição, ressaltando novamente que os diferentes espectros de uma mesma amostra devem ser analisados e considerados ao se gerar a curva de calibração.

Tabela 14 - Resultado do coeficiente de variação entre as amostras da média do coeficiente de variação entre as predições dos espectros referentes à mesma amostra para os dois métodos apresentados e da correlação entre os resultados observados e os preditos pelos diferentes métodos

Parâmetro	CV amostras	CV pred a	CV pred b	R^2a	R^2b
ARC	16,49	9,78	7,67	0,352	0,669
ATR	5,28	1,23	2,84	0,654	0,799
Brix	3,98	1,23	0,74	0,651	0,842
Fibras	5,25	1,31	0,85	0,326	0,363
Pol	5,96	1,43	0,96	0,368	0,810
Pureza	3,12	1,45	0,83	0,163	0,513

Finalmente, foi gerada uma nova atualização do equipamento AgriNir pelo fabricante utilizando os novos dados da coleta georreferenciada. As correlações entre as predições utilizando os espectros obtidos pelo sensor com a nova curva de calibração e os resultados de laboratório estão apresentados na Figura 57.

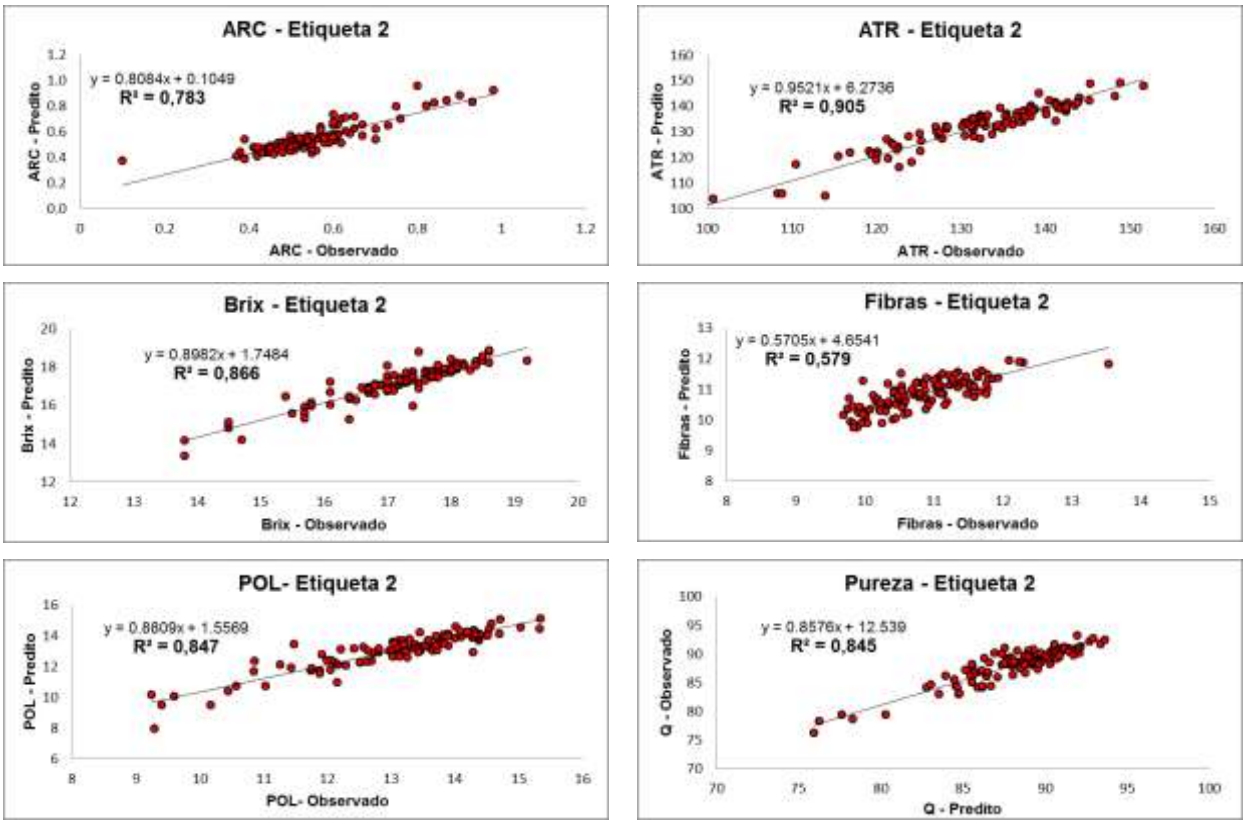


Figura 57 - Correlação entre as análises de laboratório e as medições efetuadas pelo equipamento AgriNir atualizado para leituras de qualidade da cana-de-açúcar, após a segunda atualização utilizando os dados das amostras georreferenciadas

O equipamento, calibrado novamente com uma maior quantidade de amostras, obteve boas correlações com os resultados de laboratório, com exceção do teor de fibras. O equipamento se mostrou eficaz para medir os parâmetros de qualidade da cana-de-açúcar. No entanto, faz-se necessário testar a eficiência do mesmo para prever os parâmetros utilizando novas amostras, que não foram usadas na calibração.

Equipamento Veris

a) Fibras

Primeiramente são apresentados os dados de correlação dos espectros obtidos pelo equipamento Veris nas amostras fibrosas da cana-de-açúcar com os resultados de laboratório, utilizando a curva de calibração gerada pelas amostras previamente coletadas (Figura 58).

O equipamento Veris se mostrou pior para estimar os parâmetros mensurados em laboratório, apesar de ter maior resolução que o AgriNir em relação à quantidade de comprimentos de onda. Foi observado que o número

de fatores utilizados para a geração das curvas de calibração foi praticamente o dobro dos usados para o sensor anterior e, no entanto, as correlações foram mais baixas. Isso indica que a maior quantidade de dados utilizada é mais sensível a ruídos no sistema, deixando a curva pouco robusta.

Para analisar a correlação utilizando uma maior quantidade de dados, a Figura 59 apresenta a correlação entre os resultados de laboratório e os resultados de predição pela técnica “leave-one-out”.

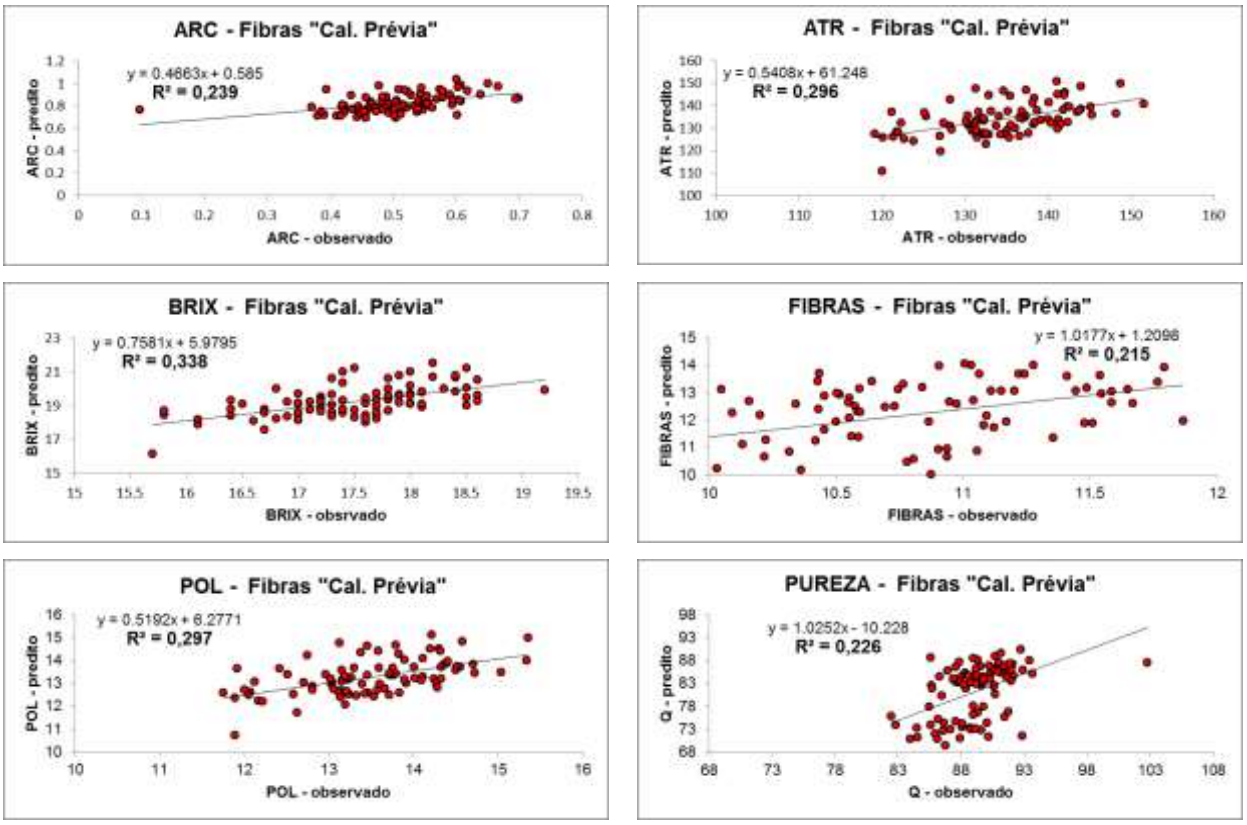


Figura 58 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas na etapa 3

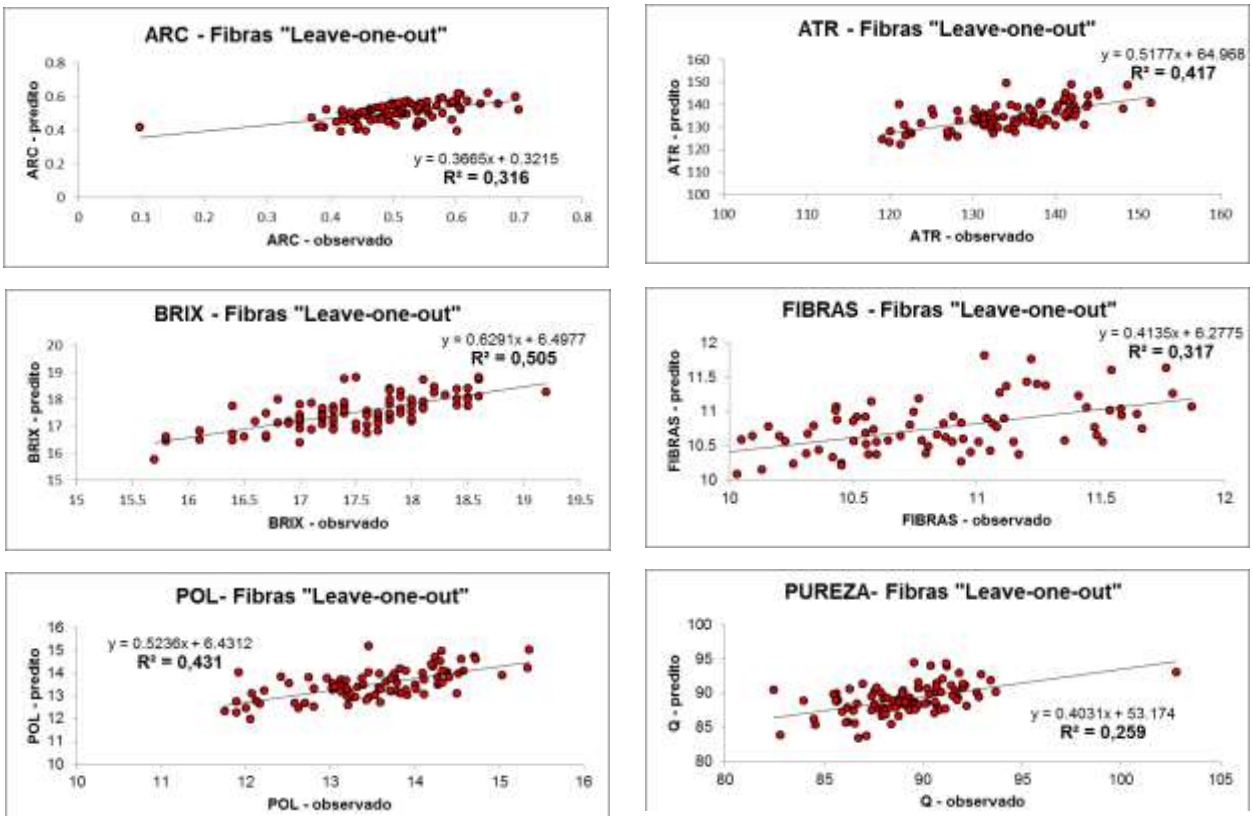


Figura 59 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out”

b) Caldo

Os dados de correlação dos espectros obtidos pelo equipamento Veris nas amostras do caldo da cana-de-açúcar com os resultados de laboratório, utilizando a curva de calibração gerada pelas amostras previamente coletadas, estão apresentados na Figura 60.

Os espectros obtidos do caldo da cana-de-açúcar se mostraram pouco eficientes para prever a qualidade da cana-de-açúcar nesta etapa. Isto porque, na amostra do caldo, como visto na etapa 2 (Figura 50), há uma correlação alta na faixa do visível com os parâmetros de Brix e Pol, e esses comprimentos de onda foram descartados nesta etapa devido a ruídos no espectro. Mesmo com uma correlação utilizando uma maior quantidade de dados, pelo método “leave-one-out”, os coeficientes de determinação observados foram maiores, mas ainda baixos, como pode ser observado na Figura 61.

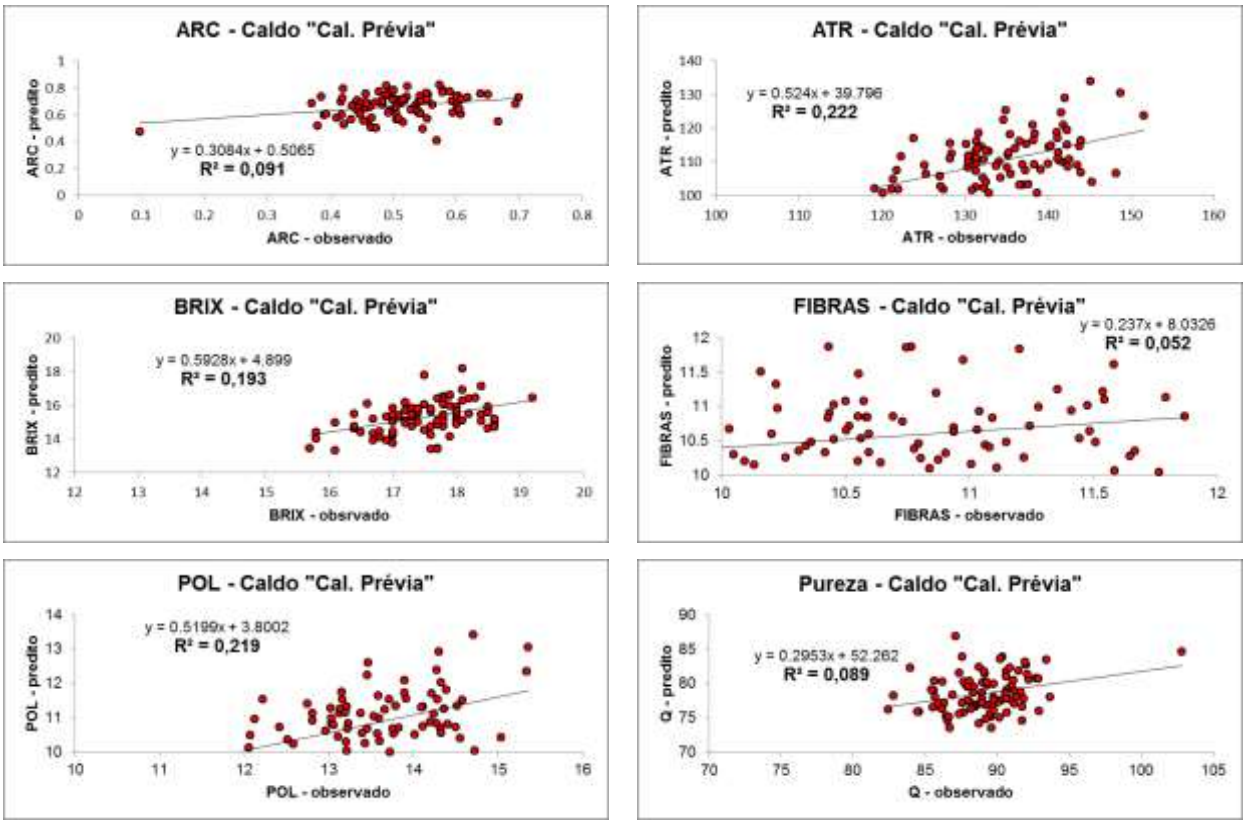


Figura 60 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris obtido no caldo das amostras, utilizando curva de calibração gerada com amostras previamente coletadas na etapa 3

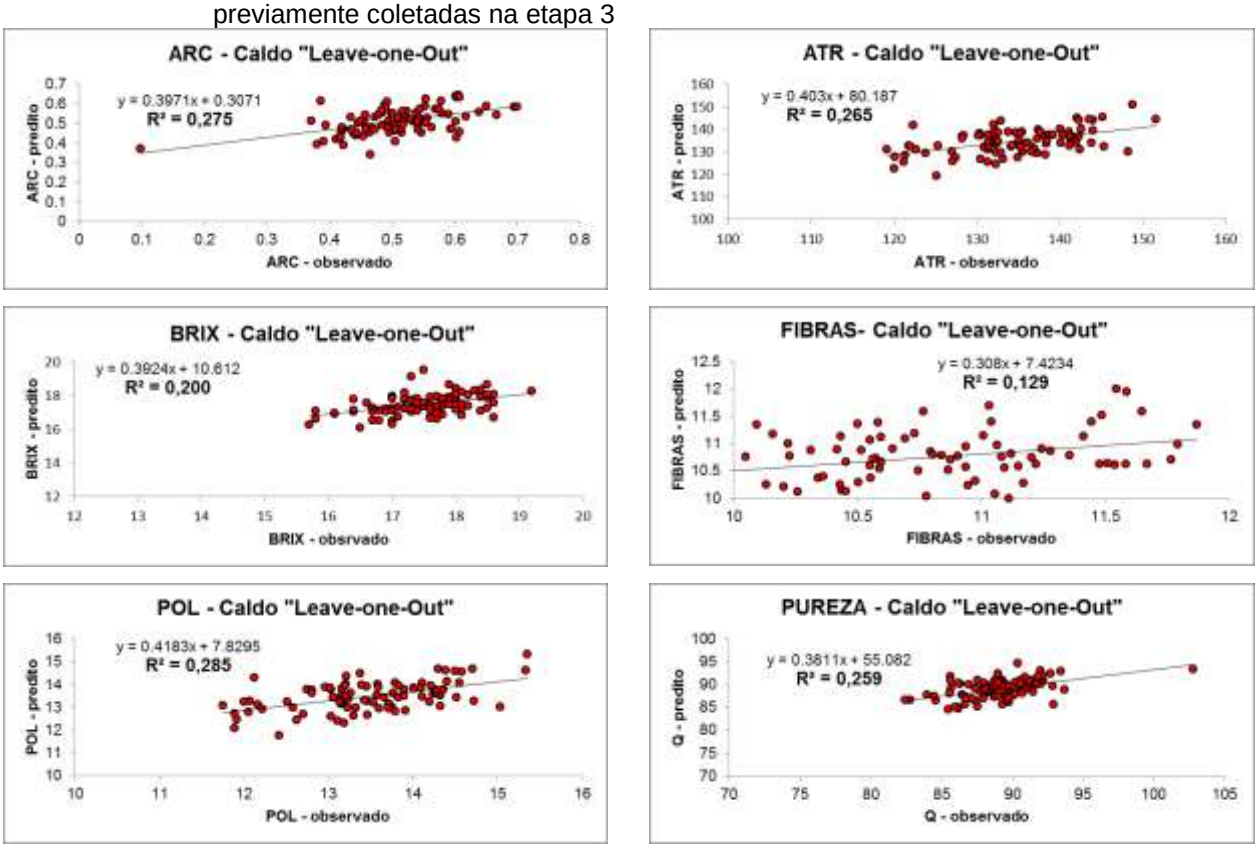


Figura 61 - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out”

Em geral, as medições nas amostras sólidas fibrosas foram melhores do que as medições no caldo para predição da qualidade da cultura. O equipamento AgriNir, apesar de ter uma menor resolução espectral, demonstrou ser mais eficiente que o Veris para esse tipo de amostragem, possivelmente devido à melhor padronização de leitura e menor ruído nas amostragens.

O parâmetro de fibras foi o que menos possibilitou estimativa através da espectrometria, devido ao fato de que nesta etapa foi utilizada apenas a faixa do NIR para as estimativas. Como visto na etapa anterior, este dado é mais bem correlacionado com a faixa do visível. Em geral, os parâmetros de Brix, Pol e ATR foram os que melhores se correlacionaram com as leituras espectrais.

O uso de maior quantidade de dados para calibração aumenta significantemente a correlação. No entanto, faz-se necessário estabelecer novas curvas de calibração com dados com maior variabilidade entre eles.

Para ilustrar a capacidade dos métodos acima para identificar locais com diferentes padrões de qualidade no talhão, a Figura 62 apresenta o mapa do teor de ATR normalizado pela média no talhão, estimado utilizando as técnicas descritas acima, assim como o semivariograma mostrando a dependência espacial dos dados.

A Tabela 15 apresenta a matriz de correlação dos mapas de ATR preditos pelas diferentes formas. Nota-se que, em geral, as correlações entre os mapas foram melhores do que as correlações encontradas entre as amostras, mostrando que a técnica é eficaz em definir “manchas” com teores diferentes de qualidade dentro do talhão, mesmo que o valor real não seja exato, o que será possível com uma melhor calibração do método.

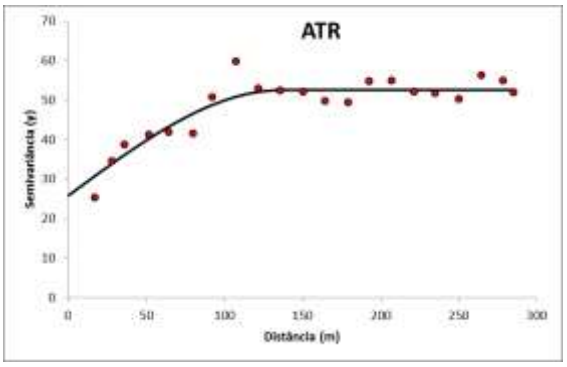
O sensor Veris, apesar de ter apresentado correlação entre as amostras pior que o AgriNir, apresentou melhor correlação quando comparado aos mapas normalizados, mesmo nas técnicas onde foram utilizadas poucas amostras para calibração. Essa diferença é mais evidente nas análises do

caldo. No entanto, os mapas não apresentam melhoras significativas ao se adicionar mais amostras na calibração.

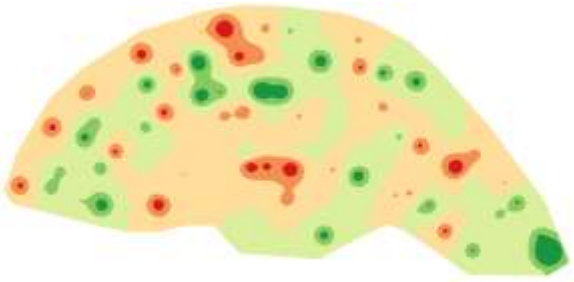
O equipamento AgriNir, nas técnicas onde foram utilizados poucos dados para calibração, apresentou mapas com baixa dependência espacial e bastante divergentes daqueles obtidos com os dados provenientes do laboratório. No entanto, nas metodologias com maior quantidade de dados, o equipamento AgriNir foi superior ao Veris, obtendo correlações maiores que 0,8.

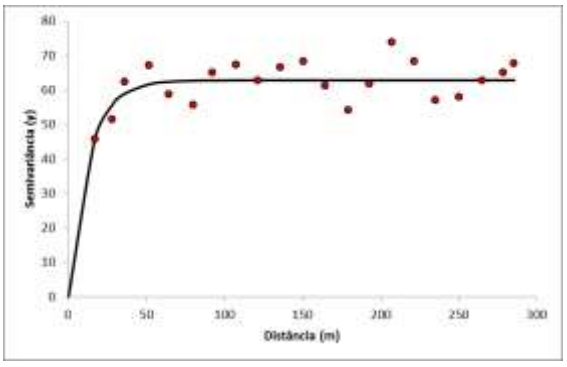
Portanto é necessária uma melhor calibração para adequar os valores estimados aos valores reais das amostras, mas nota-se que os valores estimados pelos sensores são eficazes em prever as diferenças de qualidade no talhão.

Laboratório:

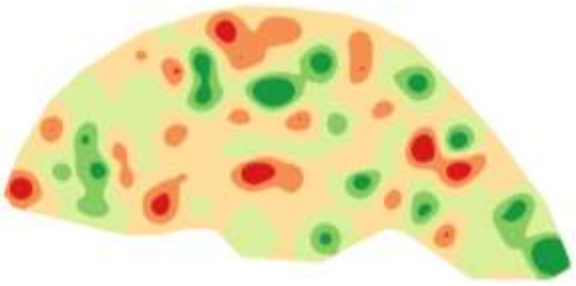


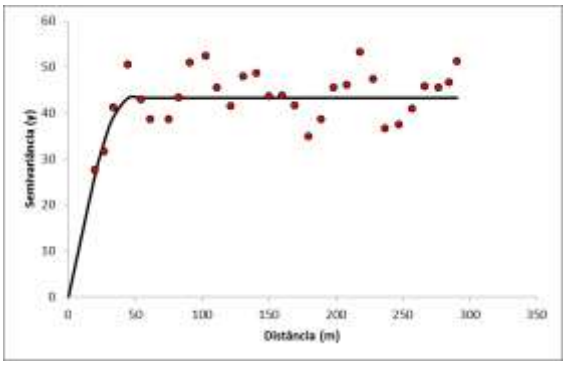
Agrinir - Etiqueta



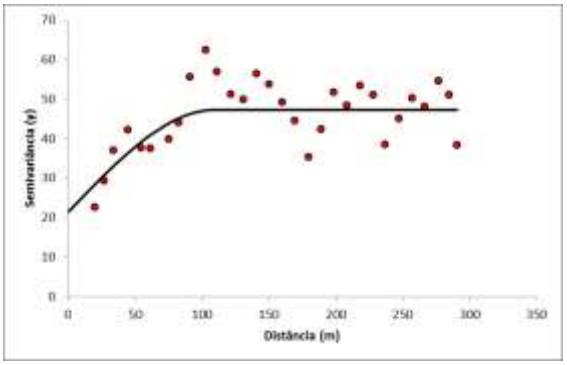


Agrinir – Cal. Prévia

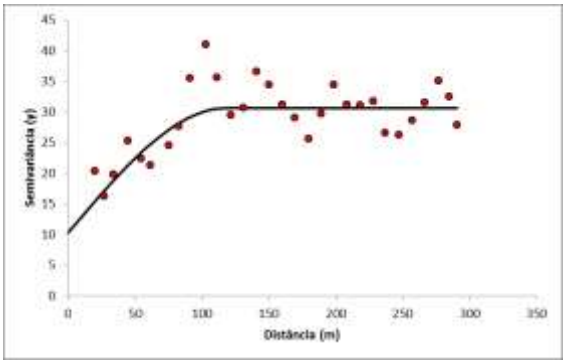




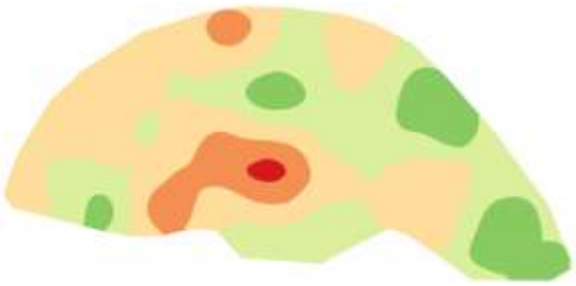
Agrinir – “Leave-one-out” A

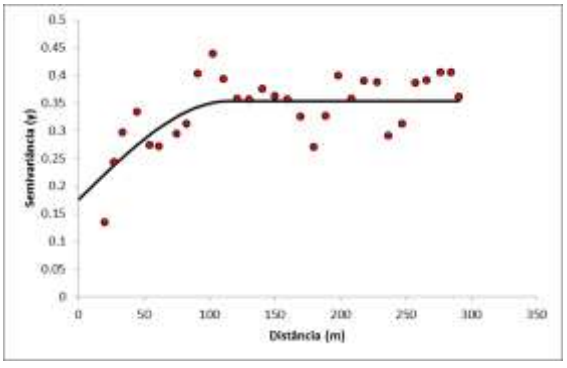


Agrinir – “Leave-one-out” B

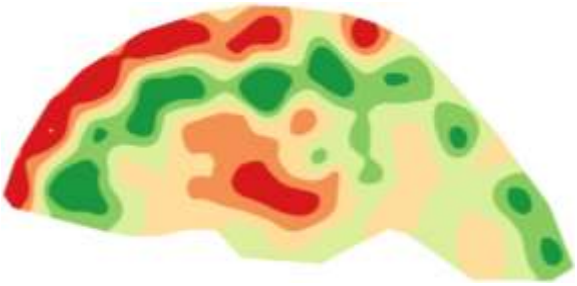


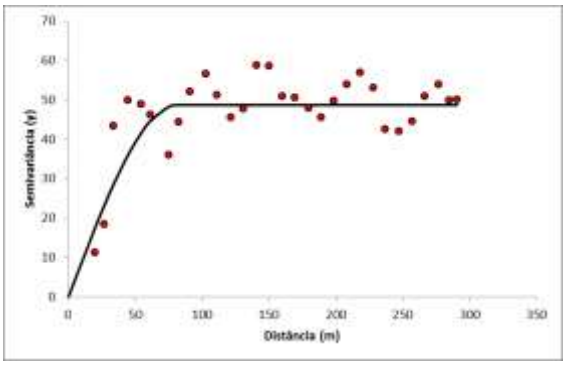
Agrinir – Etiqueta 2



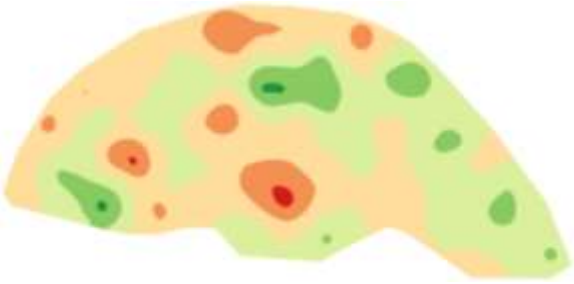


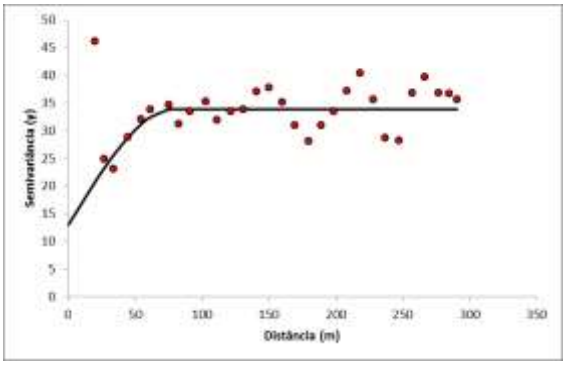
Fibras – Cal. Prévia



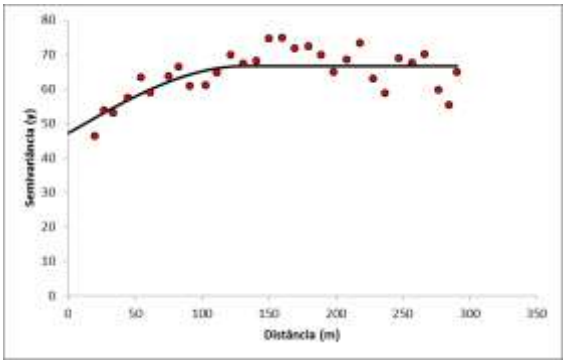


Fibras – “Leave–one-out”

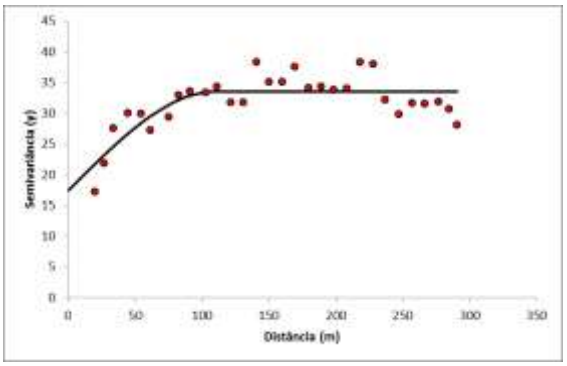




Caldo – Cal. Prévia



Caldo – “Leave–one-out”



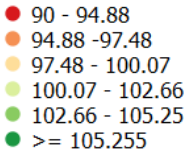


Figura 62 - Mapas do teor de ATR predito pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

Tabela 15 - Matriz de correlação entre os mapas de predição de ATR

N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,44	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,43	0,86	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,83	0,52	0,49	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,90	0,51	0,52	0,90	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,92	0,53	0,52	0,93	0,94	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,55	0,58	0,55	0,65	0,63	0,61	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,68	0,56	0,55	0,74	0,71	0,73	0,75	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,66	0,26	0,24	0,58	0,58	0,61	0,45	0,53	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,64	0,41	0,36	0,60	0,64	0,62	0,54	0,44	0,69	1,00

A mesma análise, para os demais parâmetros de qualidade observados, encontra-se nos anexos deste documento. O teor de fibras foi novamente o parâmetro que obteve a pior predição utilizando os métodos estudados. Os parâmetros Pol, Brix, ARC e Pureza apresentam boas correlações com os métodos estudados.

Nota-se, também, que as diferenças entre os mapas de Brix e Pol confeccionados através das análises de laboratório são maiores do que entre os mapas confeccionados utilizando o equipamento AgriNir. Observa-se, ainda, que os mapas confeccionados pelas amostras de laboratório apresentam uma correlação de 0,88 e os mapas confeccionados pelo Agrinir apresentam uma correlação de 0,93 pelo método “Leave One Out B” e de 0,98 pelo método “Etiqueta 2” . Deste modo, deve-se estudar a capacidade do equipamento em medir o ATR em amostras com diferenças significativas entre Pol e Brix.

Mais análises devem ser realizadas para a melhor calibração dos equipamentos, de modo a se obter valores mais acurados. Recomenda-se a calibração do equipamento em uma unidade de indústria, retirando amostras diretamente no local de recebimento da cana-de-açúcar, colhida mecanicamente.

5 CONCLUSÕES

As formas físicas que mais se adequaram à predição do teor de qualidade em colmos de cana utilizando espectrometria foram o corte longitudinal (lasca), a cana desfibrada (fibras), o corte transversal (corte) e o caldo. Nota-se que essas formas sólidas apresentam comportamento espectral semelhante e o caldo é altamente influenciável pela padronização da amostra.

No entanto, há uma diferença significativa entre o valor de Brix medido nos toletes e aquele Brix medido de uma amostra composta, o que pode inviabilizar o uso dos sensores diretamente no colmo da cultura. Mais trabalhos devem ser executados visando à padronização da leitura sempre no mesmo local do colmo, verificando o comportamento deste fator no mapeamento da qualidade. Foram observadas diferenças significativas no teor de qualidade ao longo do colmo, principalmente em plantas menos maduras.

Essas diferenças, ao longo do colmo e da planta, sugerem que um sistema de amostragem deva ser utilizado para o melhor mapeamento da cultura. Mais investigações devem ser feitas no sentido de viabilizar essa amostragem em uma colhedora de cana, e verificar se essa amostragem será representativa espacialmente.

Para os métodos de amostragem, as leituras nas amostras desfibradas se apresentaram bastante eficientes, e mais fáceis de padronizar. Empregando um sensor comercial (com menor resolução espectral) foi possível obter boas predições utilizando essa forma física.

O parâmetro de qualidade que teve piores correlações com as predições espectrais foi o teor de fibras. O mesmo também apresentou menor dependência espacial ao longo do talhão. Os outros fatores (ATR, Pol, Brix, Q, ARC) apresentaram alta dependência espacial.

Em um talhão de 16ha foi encontrado um coeficiente de variação na qualidade maior que 5%, o que pode justificar um gerenciamento localizado, considerando-se esses parâmetros.

A espectrometria se provou eficaz em mapear regiões com padrões de qualidade diferentes ao longo do talhão. No entanto, maior quantidade de dados é necessária para obtenção de uma curva de calibração mais robusta, para que se obtenham valores mais acurados para os parâmetros analisados.

REFERÊNCIAS

ABDEL-RAHMAN, E.M.; AHMED, F.B.; VAN DEN BERG, M. Imaging Spectroscopy for Estimating Sugarcane Leaf Nitrogen Concentration. In: NEALE C.M.U.; OWE M.; D'URSO G. (Ed.). SPIE REMOTE SENSING FOR AGRICULTURE, ECOSYSTEMS, AND HYDROLOGY. , 10., 2008. Cardiff. **Conference**... Cardiff: SPIE, 2008. v. 7104. p. V1–V12.

ALVARENGA, A.P.D. de; PEREIRA, N.C.E.; GOMES, B.S.; GRIENEISEN, H.P.H. Evaluation of measurement uncertainties for polarimetric calibration of quartz control plates. In: BRAZILIAN CONGRESS OF METROLOGY, 7., 2011. Natal. **Proceedings...** Natal 2011,http://limcserver.dee.ufcg.edu.br/metrologia_2011/viconbr/85882.pdf

ALVARENGA, A.P.D. de; ERIN, M.; FRANÇA, R.S.; LUNA, F.R.T.; BELAIDI, H.; COUCEIRO, I.B. A new polarimeter applied to sugar industry in Brazil. In: INTERNATIONAL METROLOGY CONGRESS, 2005. Lyon. **Anais...** Lyon, 2005. p. 5 : il.

ARGENTA, G.; SANGOI, G.; SILVA, P.R.F. da; RAMPAZZO, C.; GRACIETTI, L.C.; STRIEDER, M. FORSTHOFER, E.L.; SUHRE, E. Potencial de rendimento de grãos de milho em dois ambientes e cinco sistemas de produção. **Scientia Agrícola**, Piracicaba, v.4, n.1/2, p.27-34, 2003.

BAGATIN, O.; SIMPLÍCIO, F.I.; DE OLIVEIRA SANTIN, S.M.; SANTIN FILHO, O. Rotação da luz polarizada: Abordagem histórica com proposta experimental, QUÍMICA NOVA NA ESCOLA, n.21, p.34-38, Maio, 2005.

BARNES, M. G. Development of a single drum chopper concept for a sugarcane harvester.2008. Masters (Research) thesis, James Cook University.2008.

BARNI, N.A.; BERLATO, M.A.; BERGAMASCHI, H.; RIBOLDI, J. Rendimento máximo do girassol com base na radiação solar e temperatura: II. produção de fitomassa e rendimento de grãos. **Pesquisa Agropecuária Gaúcha**, Porto Alegre, v.1, n.2, p.201-216, 1995.

BRAMLEY, R.G.V. Lessons from nearly 20 years of Precision Agriculture research, development, and adoption as a guide to its appropriate application. **Crop and pasture Science, cidade,** v.60, p.197-217, 2009.

BRAMLEY, R.G.V.; PANITZ, J.H.; JENSEN, T.; BAILLIE, C. Within block spatial variation in CCS - another potentially important consideration in the application of precision agriculture to sugarcane production **In:** ANNUAL CONFERENCE OF THE AUSTRALIAN SOCIETY OF SUGAR CANE TECHNOLOGISTS, 34., 2012..Melbourne, **Proceedings…** Melbourne:Australian Society of Sugar Cane Technologists. 2012. p. 463-470.

BRAMLEY, R.G.V.; WHELAN, B.M. Mixed fortunes in crop quality sensing. In: 15TH PRECISION AGRICULTURE SYMPOSIUM IN AUSTRALASIA, 5-6 September 2012. **Proceedings…** SPAA / University of Sydney. Mildura, Australia, p. 22-26, 2012.

BREDEHOEFT, M.W.; LAMB, J.A.; REHM, G.W. Grid cell size needed for sugar beet nitrogen recommendations in southern Minnesota: root quality and recoverable sugar. **In:** INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5., 2000. Bloomington (USA). **Proceedings..** Bloomington (USA). B**:** ASA/ CSSA/ SSSA, 2000. 1 CDR0M.

BURNQUIST, H.L. O sistema de remuneração da tonelada de cana pela qualidade – CONSECANA./**Preços Agrícolas,** Piracicaba, v./14, n./148, p./14-16, fev. 1999.

BURNS, D.A.; CIURCZAK, E.W. **Handbook of Near- Infrared Analysis.** 2.ed. New York:Marcel Dekker, 2001. cap. 28, v. 27, p. 729–782.

BURROUGH, P.; Mc DONNEL, R.A. Creating Continuous Surfaces From Point Data, In: Principles of Geographic Information Systems. c5, p.98-131, 2000.

CALDAS, C. **Teoria básica das análises sucroalcooleiras**. Maceió: Central analítica, 2005. 172p.

CAMBARDELLA, C.A.; MOORMAN, T.B.; NOVAK, J.M.; PARKIN, T.B.; KARLEN, D.L.; TURCO, R.F. ; KONOPKA, A.E. Field scale variability of soil properties in Central Iowa soils. **Soil science society of America journal,** Madison, WI, v.58,p.1501-1511, 1994.

COX, G.; HARRIS, H.; COX, D. Application of Precision Agriculture to Sugar Cane. In: ',41., 1998. St Paul, Minessota, '**Proceedings…** 19-22 july 1998. Part B. ROBERT, P.C.; RUST, R.H.; LARSON, W.E.(Ed.). Madison, WI: (ASA-CSA-SSSA, 1998. p 753-765.

COX, G.J**. A yield mapping system for sugar cane chopper harvesters**.2002. 54p. PhD(thesis) - University of Southern Queensland, 2002.

COX, G.J.; COX, D.R.V.; ZILLMAN, S.R.; PAX, R.A.; BAKKER, D.M.; HARRIS, H. D.U.S.. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office. 2003. Patent No. 6,508,049.

Davies, A.M.C. The history of near infrared spectroscopic analysis : Past, present and future : From sleeping technique to the morning star of spectroscopy : Near infrared – NIR. **Analusis.** vol. 26, n.4, pp. M17-M19,1998.

DOHERTY, W.O.S.; WALSH, K.; SUBEDI, P**.** A Preliminary Assessment of Methods to Measure In-Field Sugar Loss. **Sugar Research and Development Corporation Project SRI141.** Final Report 3410, Brisbane, Australia, 2007.

FATOBENE, J.T. Polarimetria, Instrumentação analítica para o Setor de Açúcar e Álcool, Cinquentenário de Criação do conselho regional de química IV Região (SP/MS), apresentação 2007, In: *http://www.crq4.org.br/downloads/aracatuba_thiago.pdf* acesso em: 04 abril2015.

FERNANDEZ, F.; HERNANDEZ ,B.; ESQUIVEL, M.; MARREREO, S.; PONCE E.; QUINTANA, L. Yield Mapping Sugar cane In australia. I In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE', 6., 2007. Skiathos Greece, 3-6 **Proceedings…** Skiathos,June 2007.

HANSON, J. **Chemistry Lab Tecniques. Refractometry**: Theory. 2006 Disponível em: http://www2.ups.edu/faculty/hanson/labtechniques/refractometry/theory.htm Acesso em 04 abril 2015.

HERNANDEZ, B.; FERNANDEZ, F.; PONCE, E.; ESQUIVEL, M.; QUINTANA, L.; RODRIGUEZ, J. Sugar cane Yield mapping from the harvester biomass input flux. In: EUROPEAN CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 4., 2003. ' Berlin, Germany. **Proceedings…**Berlin, 16-19 July 2003.

HUANG, H.; YU, H.; XU, H.; YING, Y. Near Infrared spectroscopy for on/in line monitoring of quality in foods and beverages: A review. **Journal of Food Engineering**, cidade, v.87, p. 303–313, 2008.

HUMBURG, D.S.; STANGE, K.W. Spectral properties of sugarbeets related to sugar content and quality. In: ROBERT, P.C.; RUST, R.H.; LARSON, W.E. **Precision Agriculture**, Madison, WI: American Society of Agronomy, 1999, p. 1593-1602.

JENSEN, T.; BAILLIE, C.; BRAMLEY, R.; DI BELLA, L.; WHITEING, C.; DAVIS, R. Assesment Of Sugar cane Yield Monitoring Technology for Precision Agriculture. In: 32nd Annual Conference of the Australian Society of Sugar Cane Technologists (ASSCT 2010), **Proceedings… Bundaberg, Australia,** v. 32, p.410-423, 2010.

JOHNSON, R.M.; RICHARD Jr, E.P. Sugarcane yield, sugarcane quality, and soil variability in Louisiana. **Agronomy Journal**, American Society of Agronomy, Madison v.97, p.760-771, 2005.

JONES, J.N.; SCHOFIELD, W.; MCKENZIE, N.J.; OLSON, B.C. Factory rate control based on more constant fibre rate. **Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technologists**, Cairns, Queensland, v; 24,p. 362 366, 2002.

JUNIOR, R.A.R.; BONAN, L.F.B.; NETO, F.P.D.; RAMOS, R.A.V. Análise da Viabilidade do Aproveitamento do Palhiço para Cogeração de Energia numa Usina Sucroalcooleira. In: CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA MECÂNICA, 6., 2010. Campina Grande – Paraíba. **Proceedings...** Campina Grande – Paraíba.18 a 21 ago.2010.

KWEON, G.; LUND, E.; MAXTON, C.; DRUMMOND, P.; JENSEN, K. In Situ Measurement of Soil Properties Using a Probe- Based VIS- NIR Spectrophotometer, 2008 ASABE Annual International Meeting Sponsored by ASABE Rhode Island Convention Center Providence, Rhode Island, June 29 – July 2, 2008.p.4647-4659

LAMPARELLI, R.A.C.; ROCHA, J.V.; MACHADO, H.M.; ZULLO Jr, J. Using NDVI as a support to sugar cane yield estimates. In: WERNER, A.;JAEFE A. (Ed.). PROGRAMME BOOK OF THE JOINT CONFERENCE OF ECPA-ECPFL. Wageningen: Academic Publishers, Amstelveen, 2003. p. 471-472.

LAMPARELLI, R.A.C.; ROCHA, J.V.; BORGHI, E. **Geoprocessamento e agricultura de precisao**: fundamentos e aplicacoes; v. 2. Embrapa Cerrados, Guaiba: Agropecuaria, 2001. 117p

LINGLE, S.E.; WIEGAND, C.L. Soil salinity and sugarcane juice quality. **Field Crops Research,** Weslaco, TX, v.54n.2, p.259-268, 1997.

LONG, D.S.; ENGEL, R.E.; SIEMENS, M.C. Measuring Grain Protein Concentration with In-line Near Infrared Reflectance Spectroscopy. **Agrononomy Jornal.** Madison, WI, v.100, p.247–252, 2008.

LONG, D.S.; ENGEL, R.E.; CARLSON, G.R. Method for precision nitrogen management in spring wheat: II. Implementation. **Precision Agriculture.** Netherlands, **v.** 2, p. 25–38, 2000.

LUND, E. D. Proximal sensing of soil organic matter using the Veris® OpticMapper™. The Second Global Workshop on Proximal Soil Sensing, Montreal, 2011. p.76-79. 2011

LUNDSTRÖM, C. Verksamhet i AGROVÄST-projektet. Precisionsodling Sverige, POS, 2012. Institutionen för mark och miljö. Precisionsodling och Pedometri. Precisionsodling Sverige Teknisk Skara 2013. Rapport nr 27 ISSN 1652-2826. 2013. 26p.

MAERTENS, K.; REYNS, P.; BAERDEMAEKER, J. de. On-line measurement of grain quality with NIR technology. **Transactions of the ASAE,** St. Joseph, MI, v.47, p.1135–1140, 2004.

MAGALHÃES P. S.G.; CERRI, D.G.P. Yield Monitoring of Sugar cane. **Biosystem Engineering,** Elsevier, Oxford, **v.** 96, p.1-6, 2007.

MARTENS, H.; MARTENS, M. Modified Jack-Knife estimation of parameter uncertainty in bilinear modelling by partial least squeres regression. **Food Quality Preferences**, Amsterdam , v. 11, p. 5-16, 2000.

MARTENS, H.; NAES, T.**Multivariate Calibration.** New York: Wiley, 1991. 419p.

McCARTHY, S.G.; BILLINGSLEY, J. A sensor for the sugar cane harvester topper. **Sensor Review**, v. 22, p.242-246, 2002.

McGLONE, V.A.; ABE, H.; KAWANO, S. Kiwifruit firmness by near infrared light scattering. **Journal of Near Infrared Spectroscopy. v.** 5, p.83–89, 1997.

MEDEMA, D.J.; VAN BERGEIJK, J. Spatial variability of sugar beet yield and quality in relation to several soil properties. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON PRECISION AGRICULTURE, 5., 2000. Bloomington (USA) **Proceedings...** Bloomington: ASA\ CSSA\SSSA, 2000. 1CDROM.

MOLIN, J.P. **Agricultura de Precisão** – O gerenciamento da variabilidade. Piracicaba, 2001. 83p.

MOLIN, J.P.; MENEGATTI L. A.A. Field Testing of a sugar cane yield monitor in Brazil. In: ASAE ANNUAL INTERNATIONAL MEETING, 2003. Las Vegas.. **Papers...** Las Vegas USA, 27-30 July 2003. 12p

MOLIN, J.P.; FONTANA, G.; GUIMARÃES, R.V; CABRERA, F.R.; COSTA, M.B. Elaboração de Mapas de Produtividade de cana-de-açúcar em corte manual com queima prévia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGRICULTURA DE PRECISÃO, 2004. Piracicaba, SP **Anais...**editora, 2004. 8p

MOLIN, J.P.; FRANCO, F.N.; PINCELLI, A.L.S.; SUGUISAWA, J.M.; SILVA, S.S.S. Avaliação da regularidade do peso das cargas de carregadoras mecânicas de cana-de-açúcar em corte manual com queima prévia. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA AGRÍCOLA, 32., 2003, Goiânia. **Anais...**Goiânia: SBEA, 2003. 1 CD-ROM.

NÆS, T.; ISAKSSON, T.; FEARN, T.; DAVIES, T. **A User-friendly Guide to Multivariate Calibration and Classification**. Charlton, Chichester: NIR publications, UK. 2004. v2. 344p.

NAWI, N.M.; CHEN, G.; JENSEN, T**.** Application of visible and shortwave near infrared spectrometer to predict sugarcane quality from different sample forms In: SPIE SeTBio. **International Society for Optics and Photonics,** p. 88810A-88810A-6. 2013a.

NAWI, N.M.; CHEN, G. JENSEN, T.; BAILLIE, C. Prediction of Sugar Content along the Height of Sugarcane Internodes Using Vis/NIR. **Journal American Society of Sugar Cane Technologists**, Belle Glade, FL, v.32, , p.16-27, 2012c

NAWI, N.M.; CHEN, G; JENSEN, T.; MEHDIZADEH, S.A. Prediction and classification of sugarcane Brix based on skin scanning using Visible and Shortwave Near Infrared. **Biosystems Engineering**, Elsevier, Oxford,, v.115 p.154 ; 161, 2013b.

NAWI, N.M.; CHEN, G.; JENSEN, T. In-field measurement and sampling technologies for monitoring quality in the sugarcane industry: a review. **Precision Agriculture**, Netherlands, v.15, n.6,p. 684-703, 2014.

NAWI, N.M.; GUANGNAN, C.; JENSEN, C.; BAILLIE, C. Potential Technologies to Measure Sugarcane Quality in the Field, In: INTERNATIONAL CONFERENCE OF AGRICULTURAL ENGINEERING, 2012. Valencia, Spain: **Proceedings…**CIGR-AgEng July 2012a. p. 8-12.

NAWI, N.M.; JENSEN, T.; CHEN, G. The application of spectroscopic methods to predict sugarcane quality based on stalk cross-sectional scanning. **Journal of American Society of Sugar Cane Technologists**, Belle Glade, FL, v. 32, p.16 -27, 2012b.

NICOLAÏ, B.M.; BEULLENS, K.; BOBELYN, E.; PEIRS, A.; SAYES, W.; THERON, K. I.; LAMMERTYN, J. Nondestructive measurement of fruit and vegetable quality by means of NIR spectroscopy: A review. **Postharvest Biology and Technology, v.** 46, p. 99–118, 2007.

O 'SHEA, M.G.; STAUNTON, S.P.; DONALD, D.; SIMPSON, J. Developing laboratory near infra-red (NIR) instruments for the analysis of sugar factory products**.** **Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technologists**. Cairns, Queensland, v. 33, p.1-8, 2011.

OLIVER, M.A.; WEBSTER, R.; SLOCUM, K. Filtering SPOT imagery by kriging analysis. **International Journal of Remote Sensing**, v. 21, n. 4, p. 735-752, 2000.

OSBORNE, B.G. **Near infrared spectroscopy in food analysis.** BRI Australia, North Ryde, Australia., 2000 New York:Wiley, 2000. p. 1–14 cap. 1,

PAGNANO, N.B. Sistema de medição de fluxo de cana-de-açúcar em colhedoras para a geração de mapas de produtividade. 2001. 88p. Tese (Doutorado na área) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Agrícola, 2001.

PANIGRAHI, S.; HOFMAN V. **On the go sugar sensor for determining sugar content during harvesting.** 2005. U.S. Patent No. 6,851,662.

PAUL, C**. NIR on the Go**. Padova, Italy, 27–28 May 2010.

PEIRS, A.; TIRRY, J.; VERLINDEN, B.; DARIUS, P.; NICOLA¨I, B.M. Effect of biological variability on the robustness of NIR-models for soluble solids content of apples. **Postharvest Biology and Technology**, v.28, p.269–280,2002.

POLESSELLO, A.; GIANGIACOMO, R. Application of near infrared spectrophotometry to the nondestructive analysis of foods: a review of experimental results. **Critical Reviews in Food Science and Nutrition Journal**. v.18,p. 203–230, 1981.

POLLOCK, J.S.; O' HARA, I.M.; GRIFFIN, K.G. Aligning the drivers in the value chain a new cane payment system for Mackay Sugar. **Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technologists**, Cairns, Queensland, v.29, p.1-8, 2007.

PRICE, R.R.; JONHSON, R.M.; VIATOR, R.P.; LARSEN, J.; PETERS, A. Fiber Optic Yield Monitor for a Sugarcane Harvester. **Transactions of the ASABE**, St. Joseph, MI v. 54, n.1, p31-39, American Society of Agricultural and Biological Engineers ISSN 2151-0032, 2011.

REYNS, P.; MISSOTTEN, B.; RAMON, H.; DE BAERDEMAEKER, J. A review of combine sensors for precision farming. **Precision Agriculture**, Netherlands, v.3,n.2, p.169-182,2002.

RISIUS, H.; HAHN, J.; KORTE, H. Implementation of Process Analytical Technology (PAT) to Determine Product Quality on a Combine Harvester. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON AGRICULTURAL ENGINEERING LAND, 67., 2009. Hannover, Germany**.Proceedings…** Germany. Hannover:TECHNIK AgEng. 2009. 8p

SANTOS, F.A.; QUEIRÓZ, J.D.; COLODETTE, J.L.; FERNANDES, S.A.; GUIMARÃES, V.M.; REZENDE, S.T. Potencial da palha de cana-de-açúcar para produção de etanol. **Química Nova,** São Paulo, v.35, n.5, p.1004-1010, 2012.

SCAPARI, M.S.; BEAUCLAIR E. G.F. Variação Espaço-temporal do Índice de Área Foliar e do Brix em Cana-deAçúcar. **Bragantia**, Campinas, v.67, n.1, p.35-41, 2008.

STAFFORD, J.V. GPS in Agriculture–A Growing Market!. **Journal of Navigation,** Chicago,IL, v. 52, n. 01, p. 60-69, 1999.

STAUNTON, S.P.; WARDROP, K. Development of an online bagasse analysis system using NIR spectroscopy. **Proceedings of the Australian Society of Sugar Cane Technologists**, Cairns, Queensland, v. 28, p.446- 453, 2006.

SUKHCHAIN; SANDHU, D.; SAINI, G.S. Inter-relationships among cane yield and commercial cane sugar and their component traits in autumn plant crop of sugarcane. **Euphytica**, Dordrecht, v.95, n.1, p.109-114, 1997.

TAYLOR, J.; WHELAN, B.; THYLÉN, L.; GILBERTSSON, M.; HASSALL, J. Monitoring wheat protein content on-harvester—Australian experiences. In: STAFF, J. et al (Ed.). EUROPEAN CONFERENCE of. PRECISION. AGRICULTURE.,5., 2005. Uppsala, Sweden **Proceedings…** . 9–12 June.Wageningen :Academic Publ.,2005. p. 369–376.

VALENCIA, L.I.O.; MEIRELLES, M.S.P.; BETTINI, C. Geoestatística aplicada à agricultura de precisão. In: MACHADO, P.L.O.A.; BERNARDI, A.C.C.; SILVA, C. A. **Agricultura de precisão para o manejo da fertilidade do solo em sistema de plantio direto**. Rio de Janeiro: Embrapa Solos, 2004. p. 37- 57.

VARELLA, C.A.A.; BARROS, V.R.; BAESSO, M.M. Mapeamento da variabilidade Espacial do Brix em cana-de-Açúcar. **Engenharia na agricultura**, Viçosa, v.20 n.2, p. 112-117 março / abril ,2012.

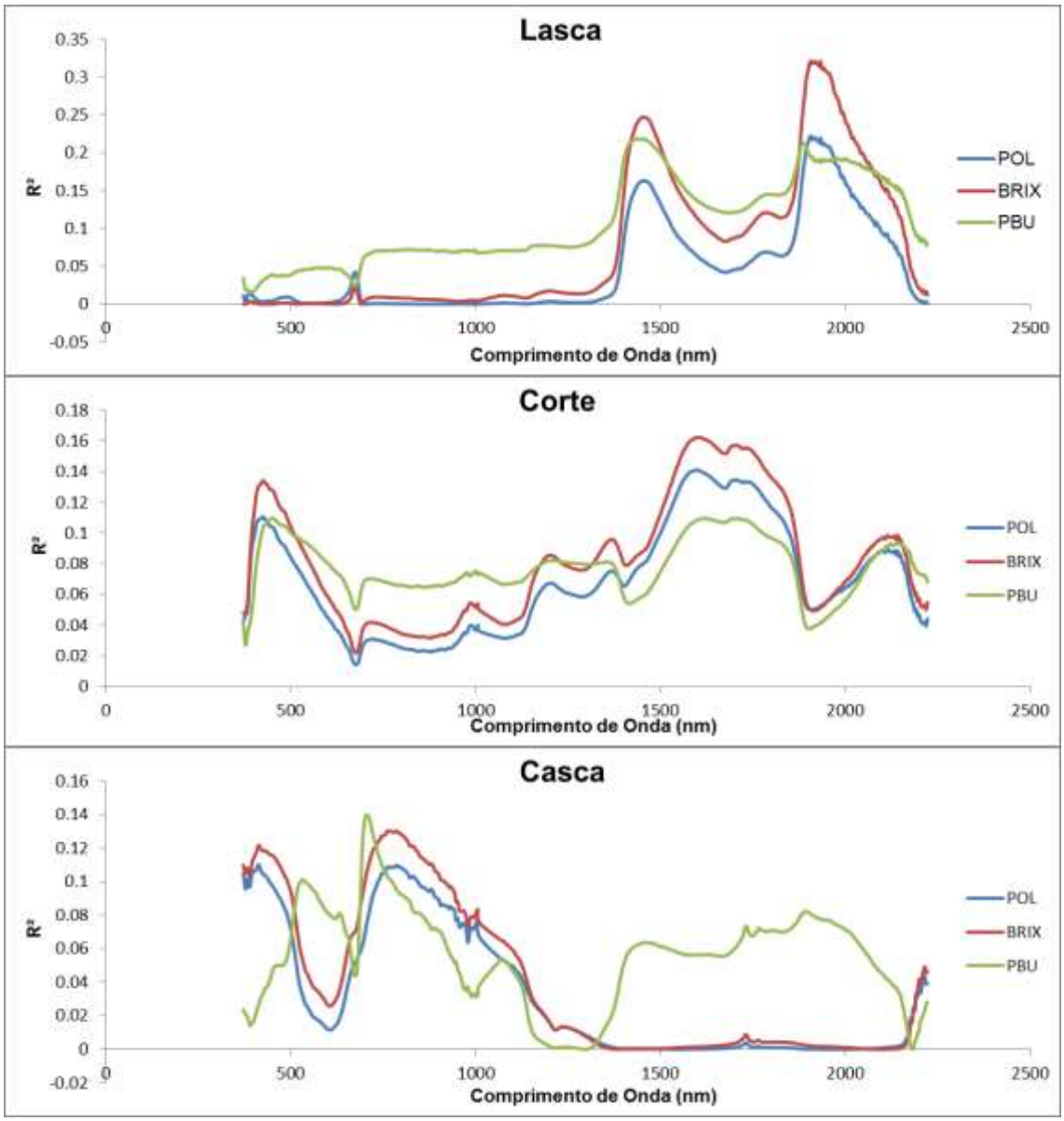
VISCARRA ROSSEL, R.A. ParLeS: Software for chemometric analysis of spectroscopic data. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, cidade, v. 90, n. 1, p. 72-83, 2008.

WENDTE K.W.; SKOTNIKOV, A.;TOMAS K.K. Sugar cane Yield Monitor, Aug. 14, 2001, US patent 6,272,819BI.

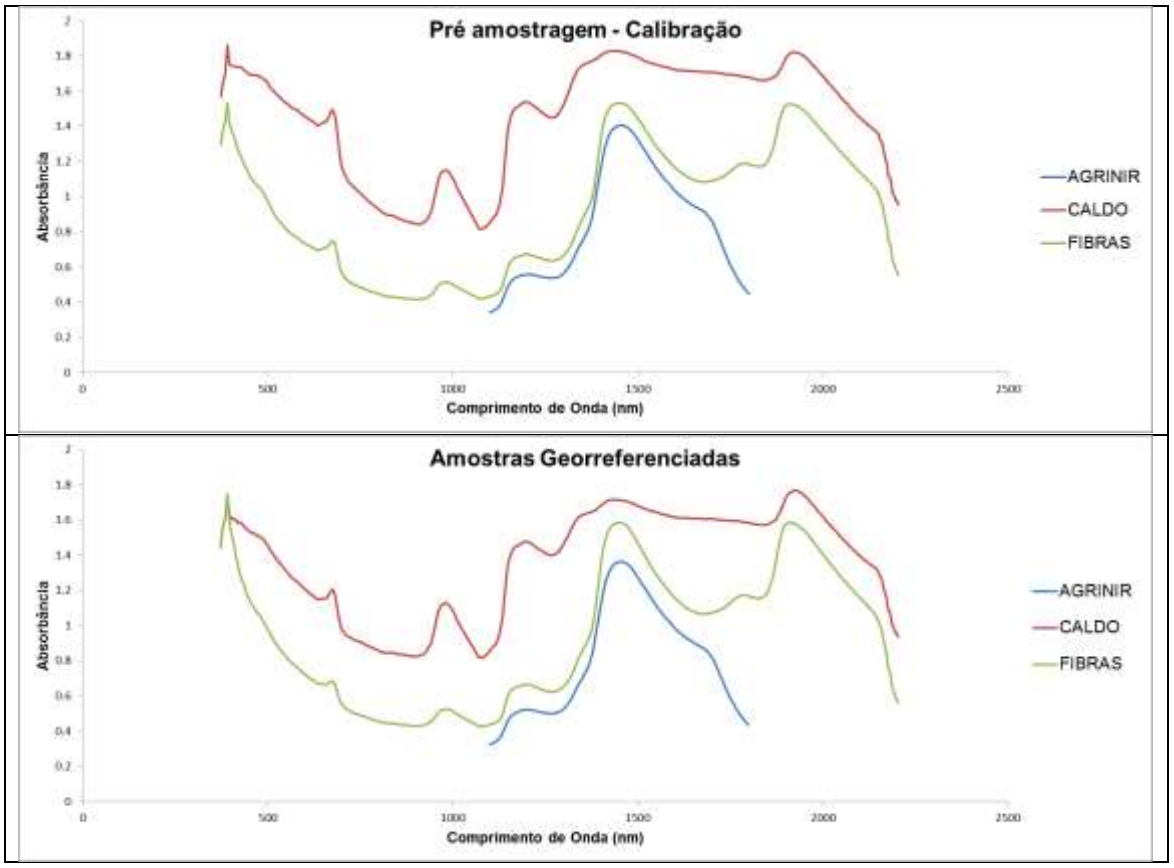
WHELAN, B.M.; MCBRATNEY, A.B; MINASNY, B. Vesper 1.5 – spatial prediction software for precision agriculture. In: ROBERT, P.C. ; RUST, R.H. ; LARSON, W.E. (Ed.). Precision Agriculture. International Conference on Precision Agriculture, 6., 2002. Madison, Wisconsin: **Proceedings …** Madison, Wisconsin:ASA/CSSA/SSSA, 2002. 14p.

ANEXOS

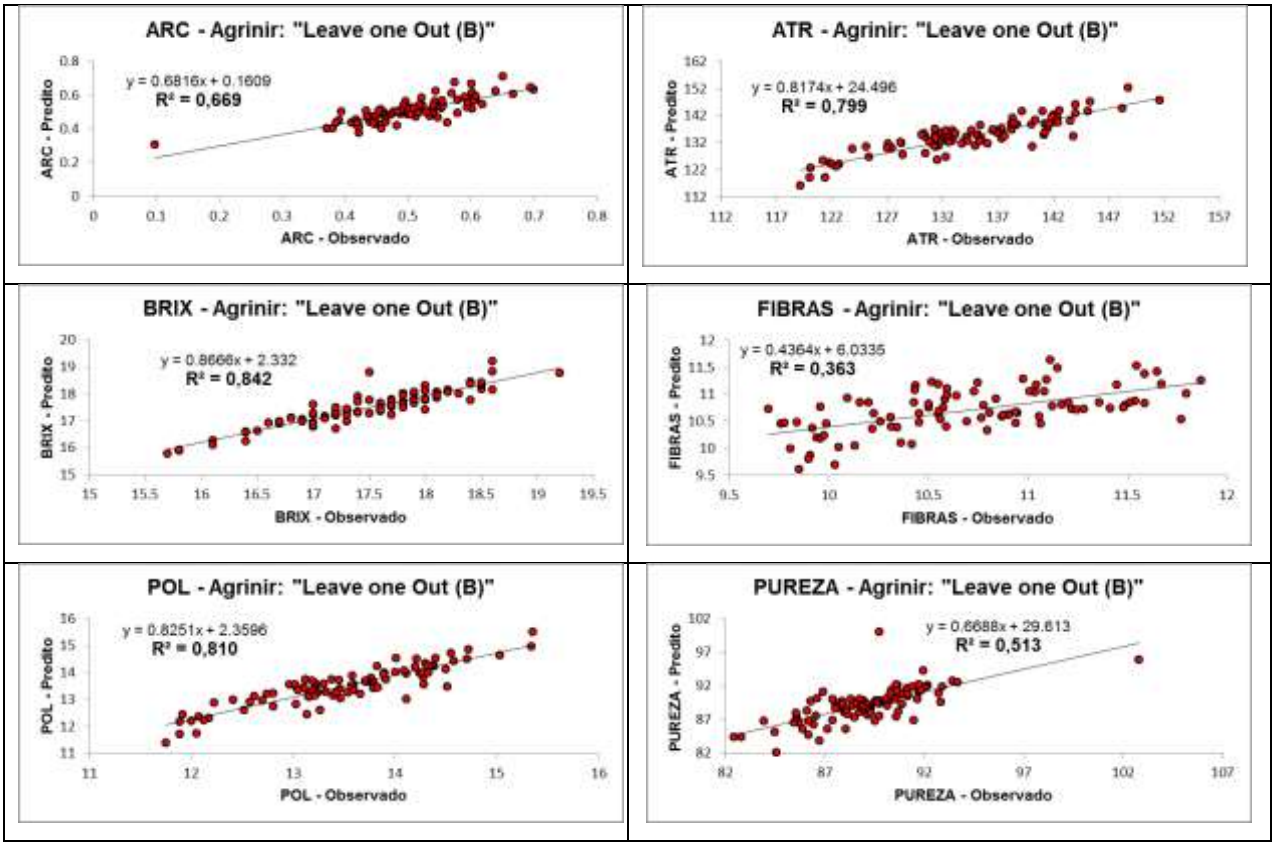
ANEXO A - Correlação entre os parâmetros de qualidade e as medições espectrais em cada comprimento de onda obtidos na etapa 2, para as formas amostrais Lasca, Corte e Casca



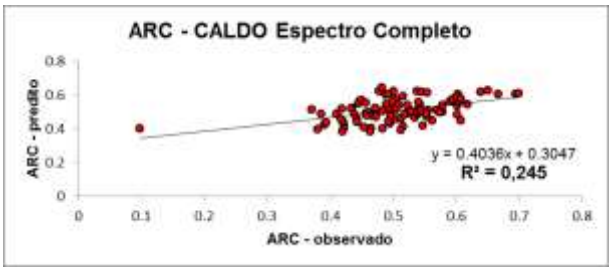
ANEXO B - Representação do espectro obtido na Etapa 3, com os diferentes equipamentos e as diferentes formas físicas utilizadas

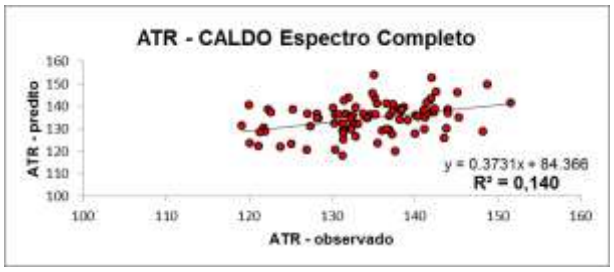


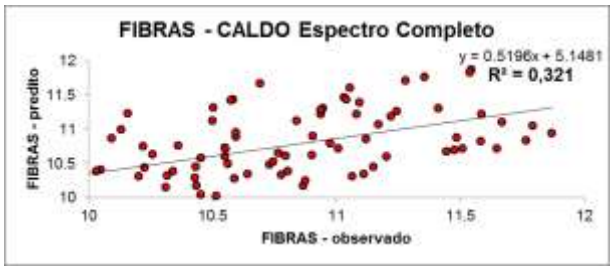
ANEXO C - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros obtidos com o equipamento AgriNir, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas pelo método “Leave-one-out (B)”

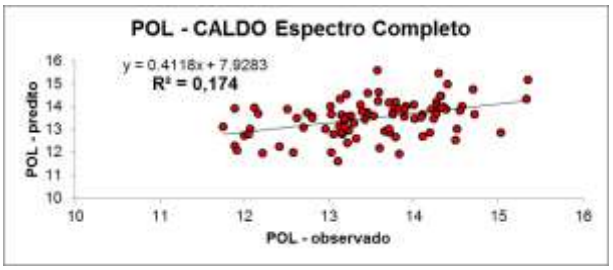


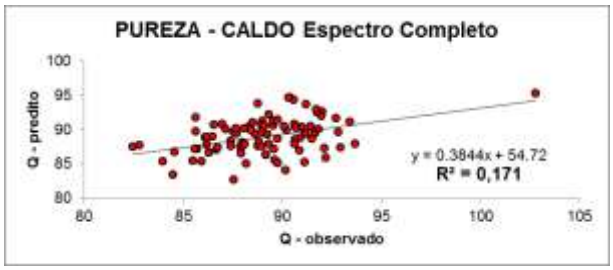
ANEXO D - Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras do caldo, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out”, utilizando o espectro completo obtido pelo equipamento VERIS



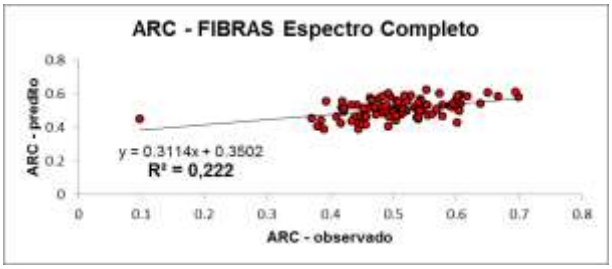


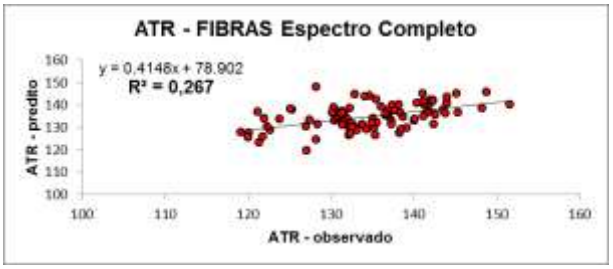


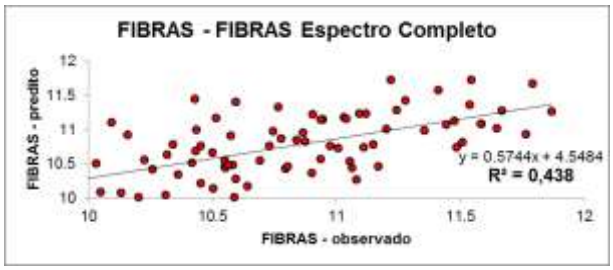


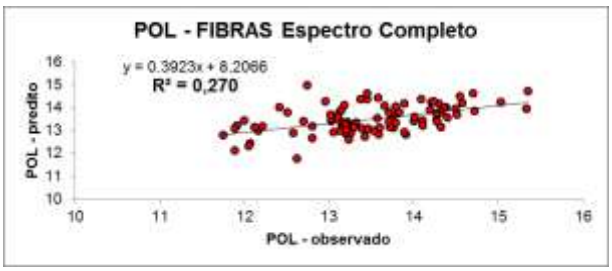


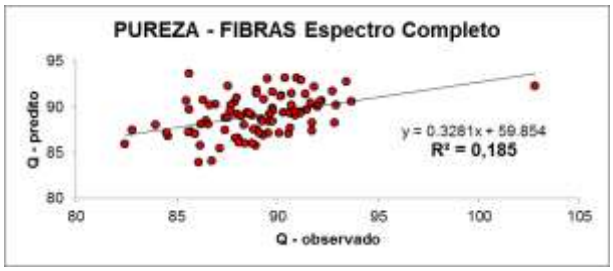
ANEXO E: Correlação entre as análises de laboratório e os espectros do equipamento Veris nas amostras fibrosas, utilizando os dados das amostras georreferenciadas coletadas na etapa 3, pelo método “leave-one-out”, utilizando o espectro completo obtido pelo equipamento VERIS





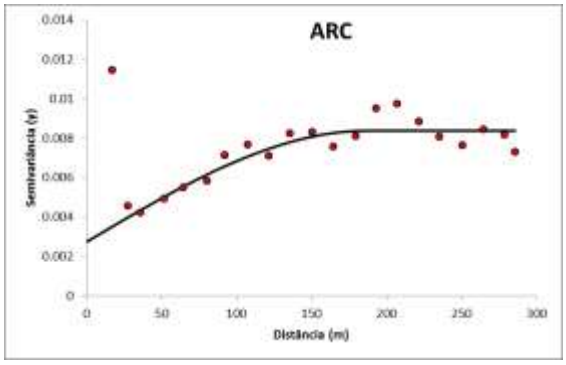




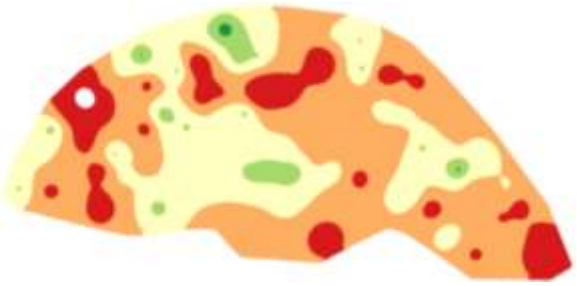


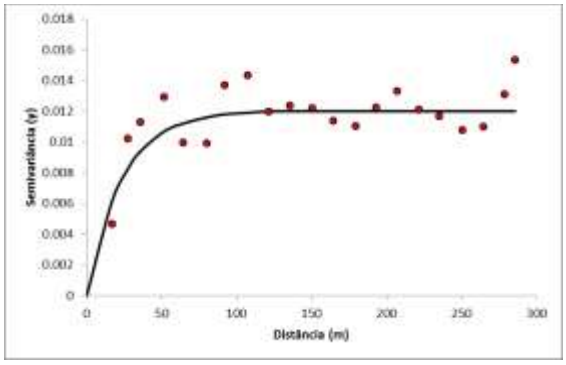
ANEXO F: Mapas do teor de ARC predito pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

Laboratório:

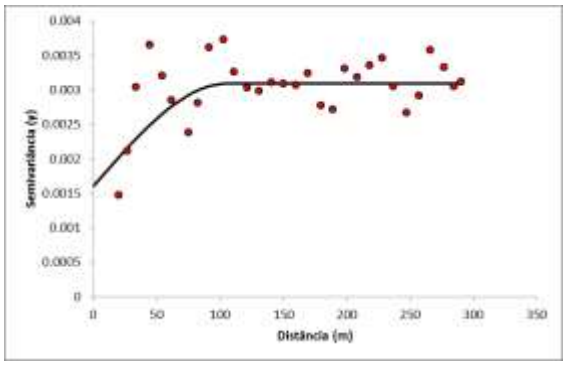


Agrinir - Etiqueta

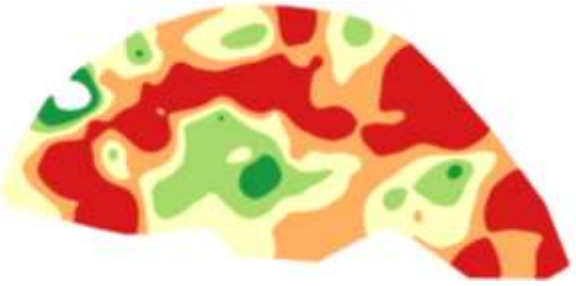


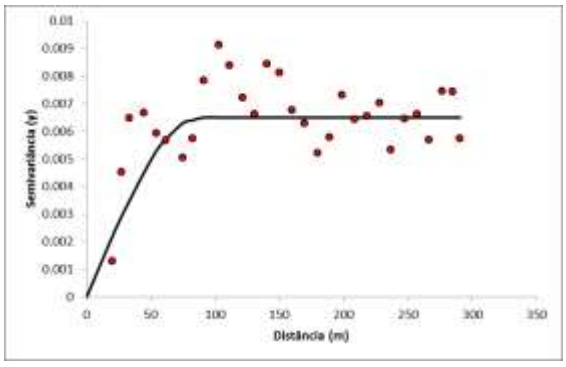


Agrinir – Cal. Prévia

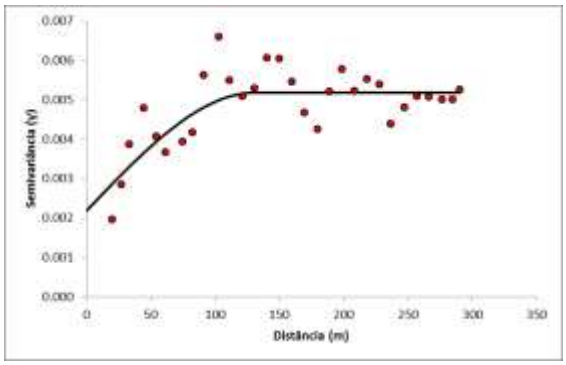


Agrinir – “Leave-one-out” A

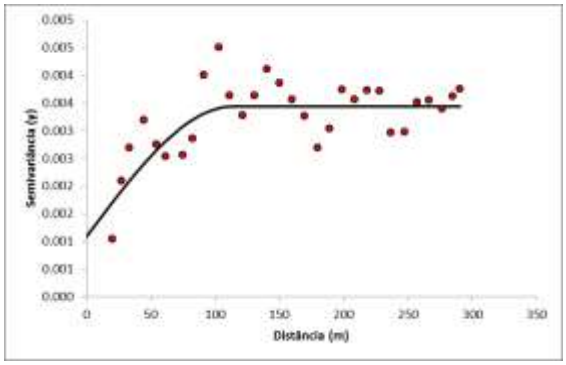




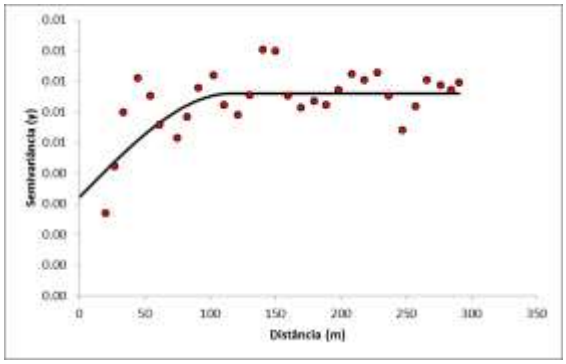
Agrinir – “Leave-one-out” B



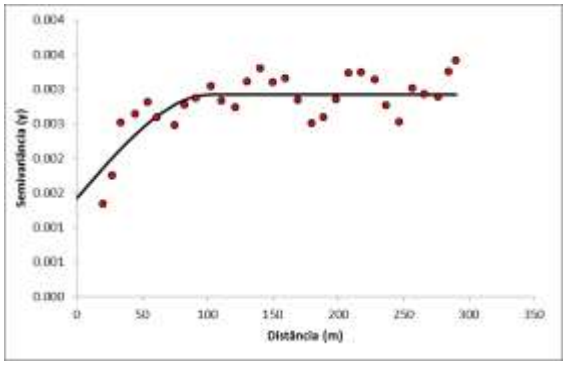
Agrinir – Etiqueta 2



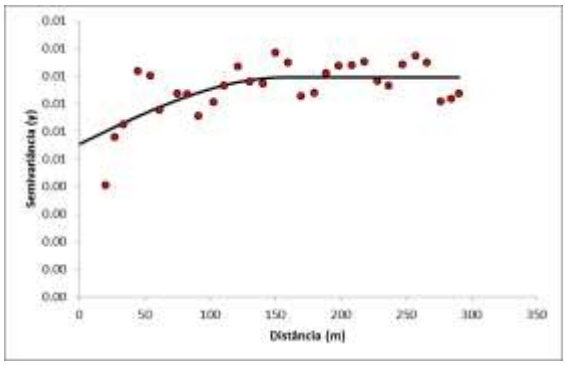
Fibras – Cal. Prévia



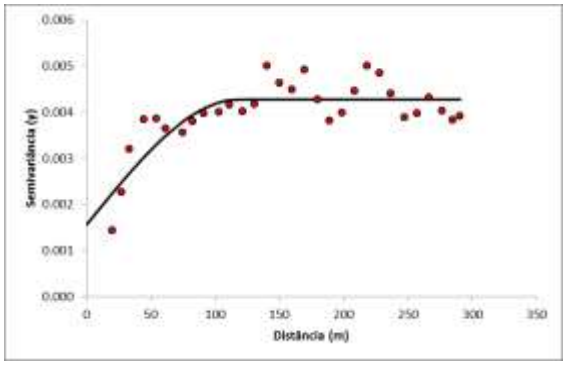
Fibras – “Leave–one-out”



Caldo – Cal. Prévia



Caldo – “Leave–one-out”

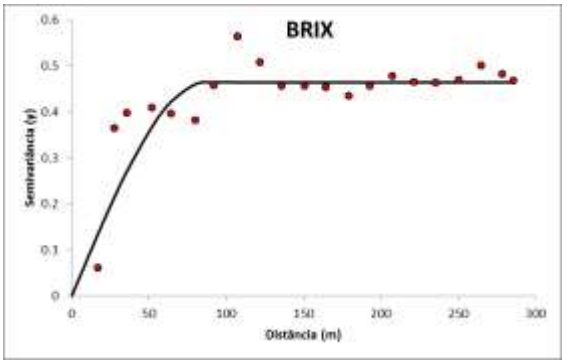


ANEXO G: Matriz de correlação entre os mapas de predição de ARC

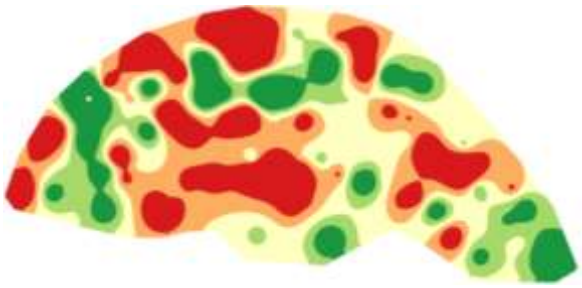
N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,38	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,29	0,53	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,41	0,05	0,35	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,87	0,46	0,48	0,65	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,73	0,57	0,63	0,65	0,91	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,61	0,58	0,56	0,47	0,74	0,79	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,53	0,47	0,51	0,53	0,71	0,78	0,84	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,39	0,38	0,33	0,18	0,39	0,40	0,33	0,34	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,59	0,54	0,36	0,36	0,68	0,65	0,68	0,72	0,59	1,00

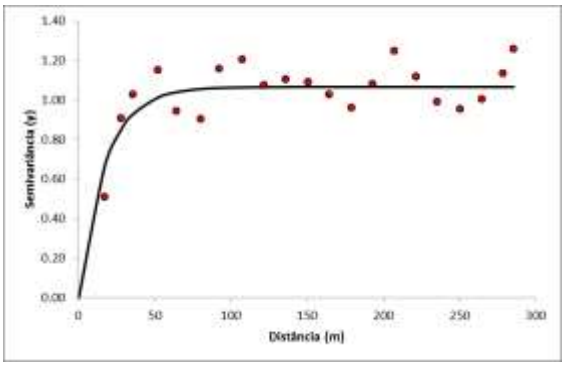
ANEXO H: Mapas do teor de Brix predito pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

Laboratório:

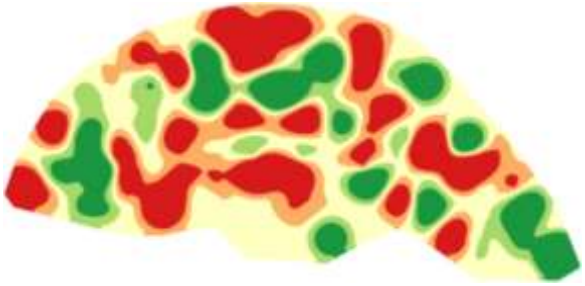


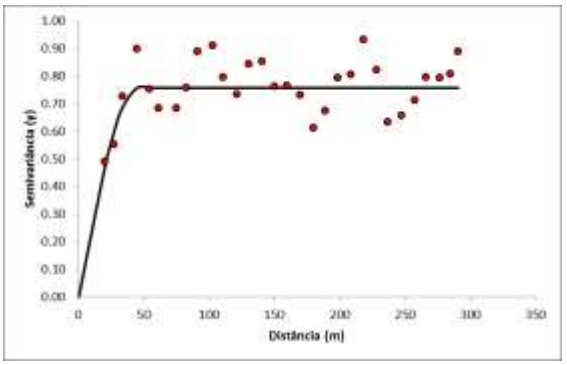
Agrinir - Etiqueta



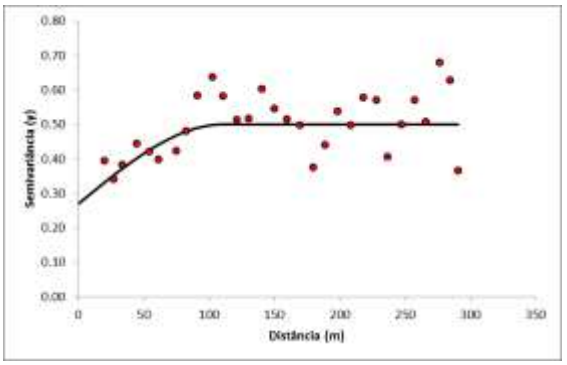


Agrinir – Cal. Prévia

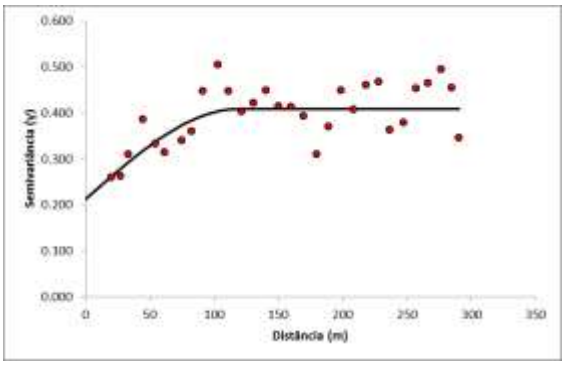




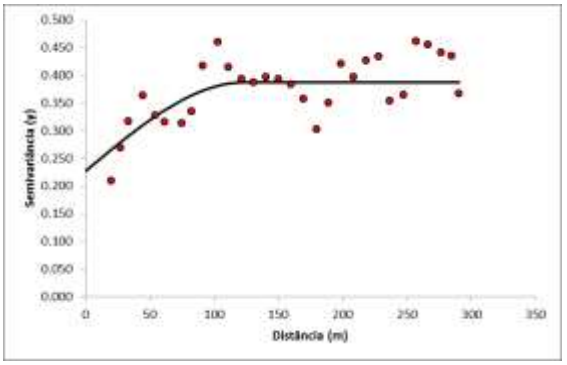
Agrinir – “Leave-one-out” A



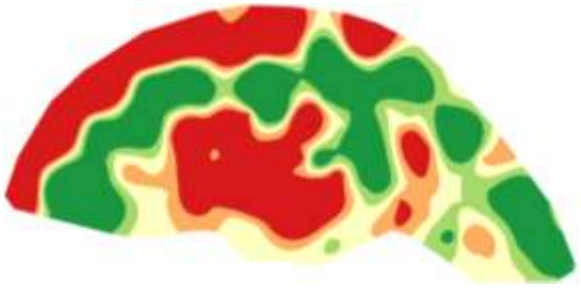
Agrinir – “Leave-one-out” B

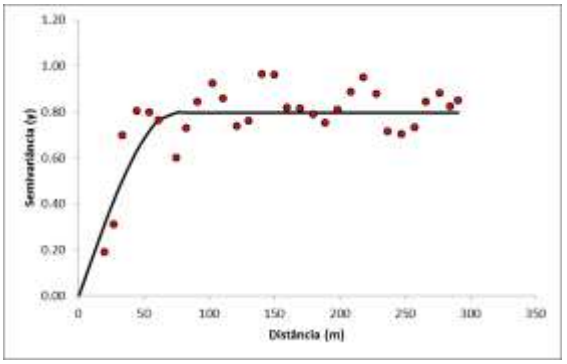


Agrinir – Etiqueta 2

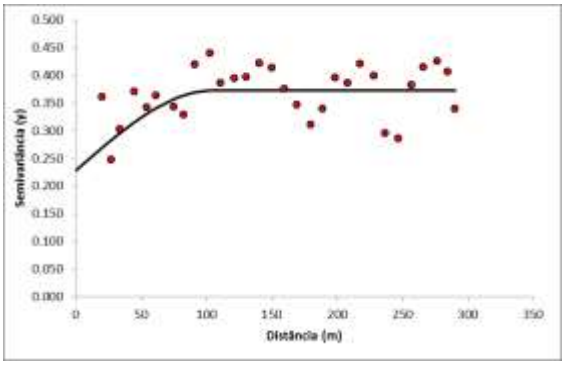


Fibras – Cal. Prévia

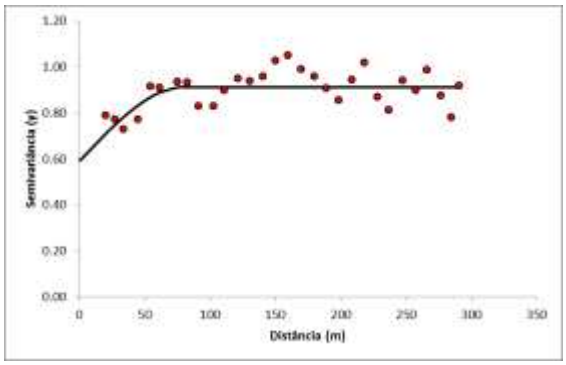




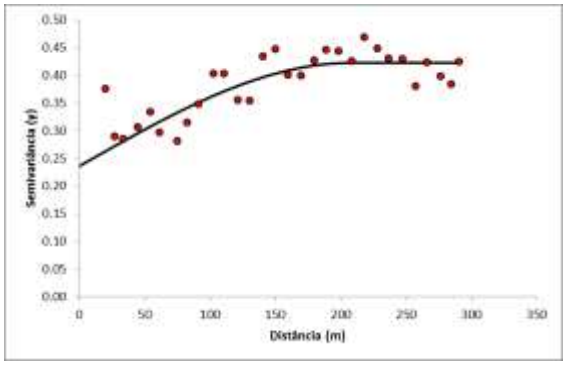
Fibras – “Leave–one-out”

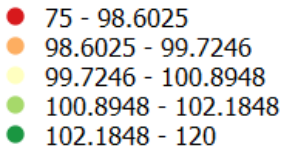


Caldo – Cal. Prévia



Caldo – “Leave–one-out”



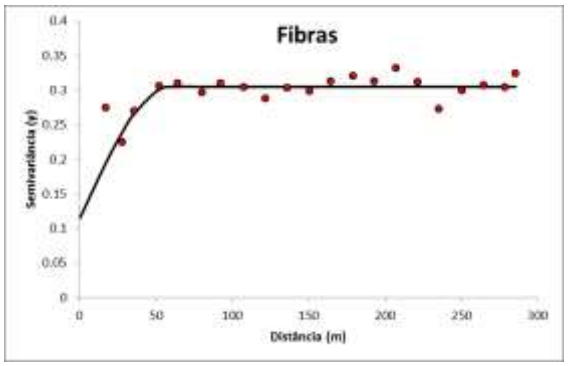


ANEXO I: Matriz de correlação entre os mapas de predição de Brix

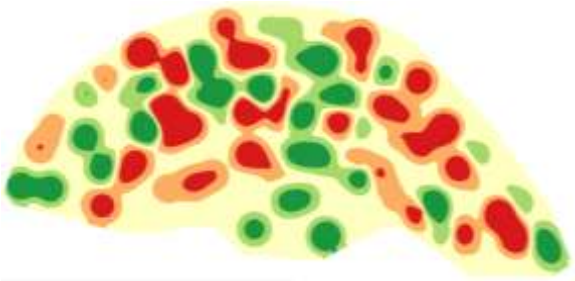
N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,41	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,44	0,79	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,89	0,30	0,43	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,97	0,44	0,48	0,96	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,96	0,43	0,46	0,93	0,98	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,58	0,43	0,51	0,60	0,60	0,59	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,79	0,40	0,44	0,82	0,83	0,82	0,68	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,63	0,28	0,27	0,55	0,60	0,59	0,46	0,53	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,68	0,28	0,25	0,64	0,68	0,70	0,52	0,60	0,64	1,00

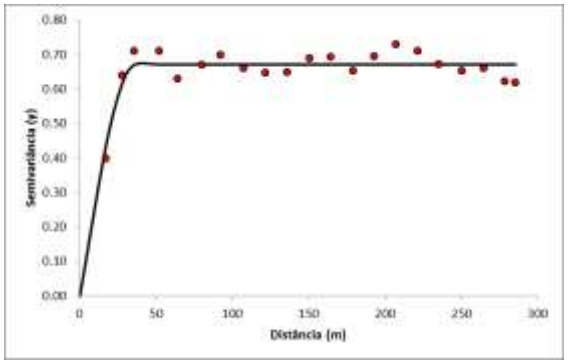
ANEXO J: Mapas do teor de fibras predito pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

Laboratório:

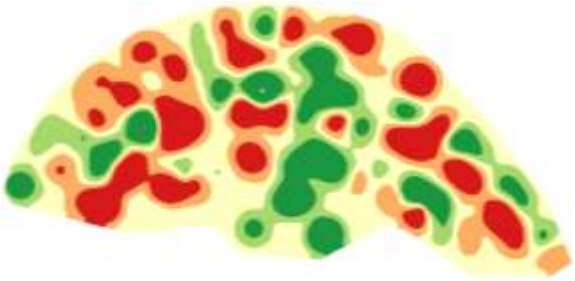


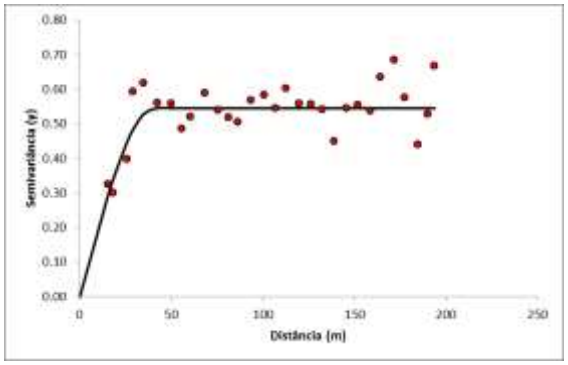
Agrinir - Etiqueta



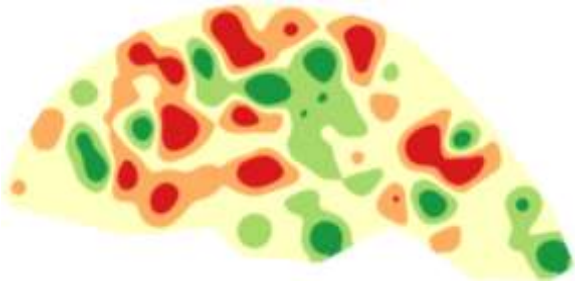


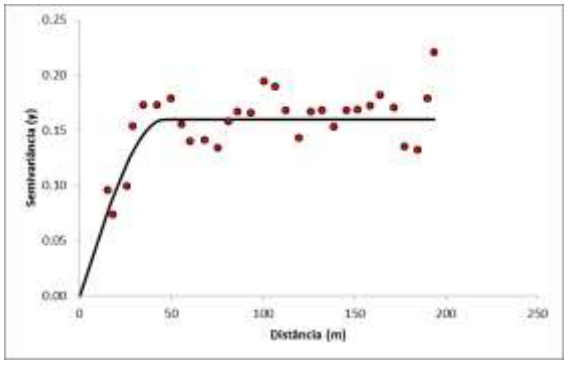
Agrinir – Cal. Prévia



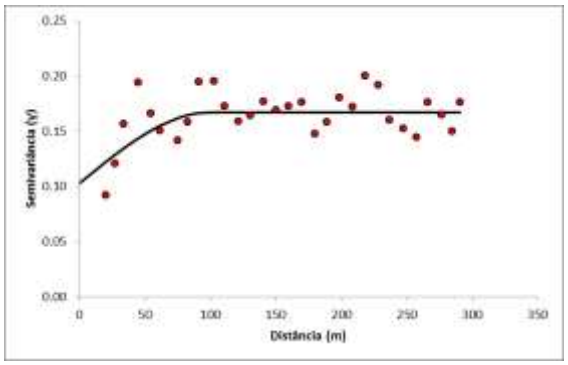


Agrinir – “Leave-one-out” A

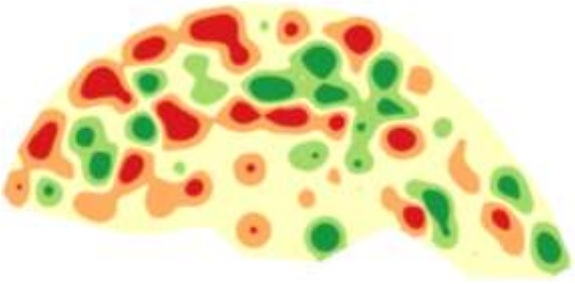


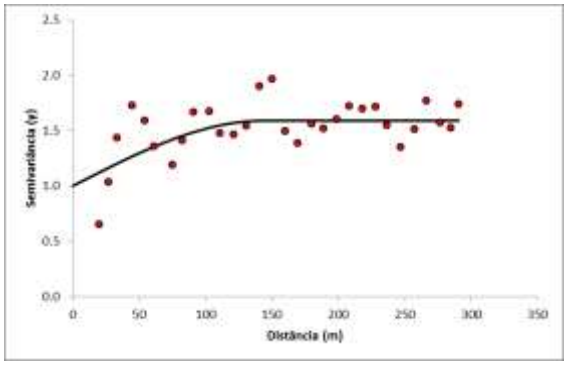


Agrinir – “Leave-one-out” B

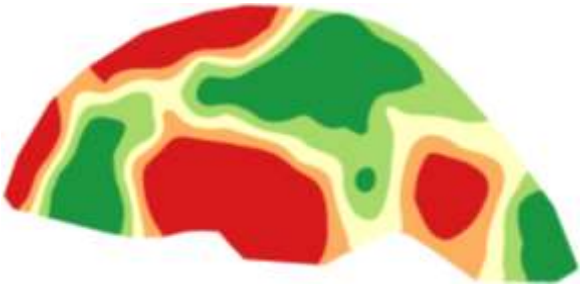


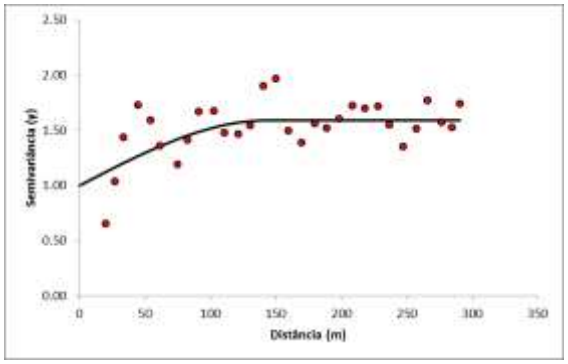
Agrinir – Etiqueta 2



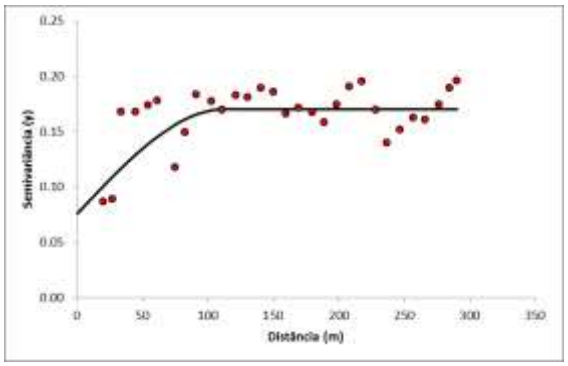


Fibras – Cal. Prévia

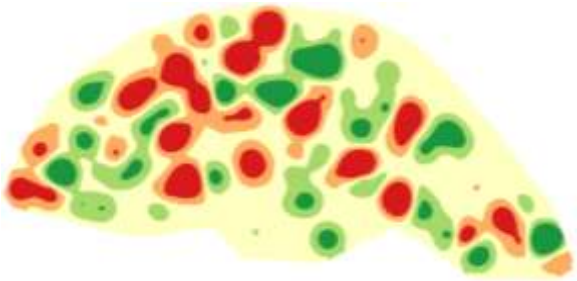


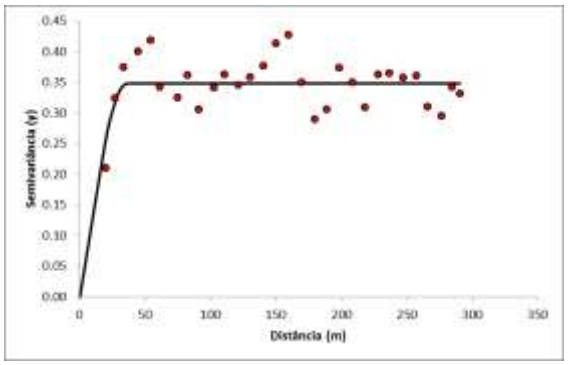


Fibras – “Leave–one-out”

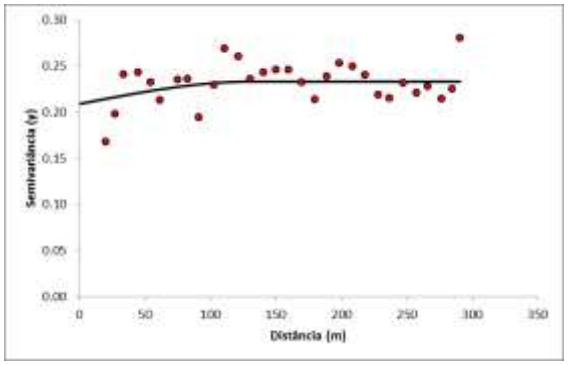


Caldo – Cal. Prévia





Caldo – “Leave–one-out”



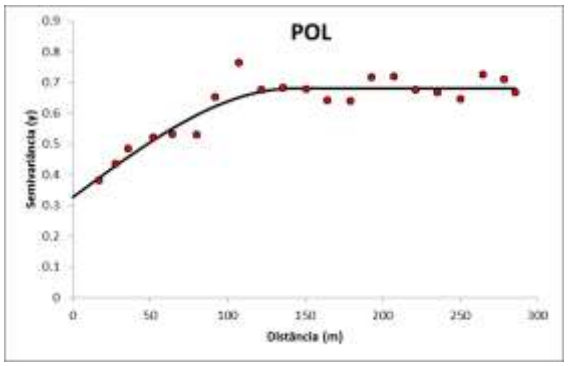
80 - 97.7611
97.7611 - 99.4127
99.4127 - 100.9888
100.9888 - 102.9312
102.9312 - 115

ANEXO K: Matriz de correlação entre os mapas de predição do teor de fibras

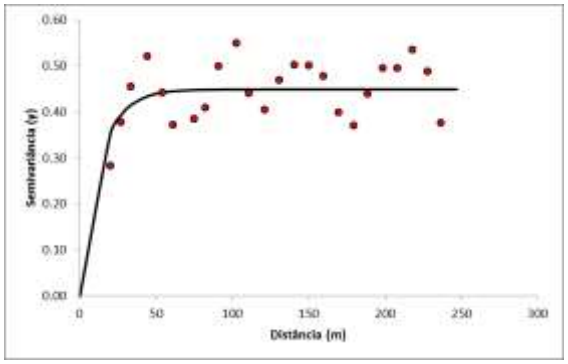
N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,39	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,44	0,75	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,60	0,69	0,68	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,63	0,42	0,44	0,77	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,66	0,61	0,64	0,63	0,47	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,55	0,18	0,06	0,39	0,57	0,36	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,61	0,14	0,12	0,35	0,52	0,47	0,72	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,27	0,28	0,25	0,39	0,33	0,34	0,25	0,22	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,35	0,04	0,04	0,13	0,29	0,23	0,59	0,59	0,17	1,00

ANEXO L: Mapas do teor de PC pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

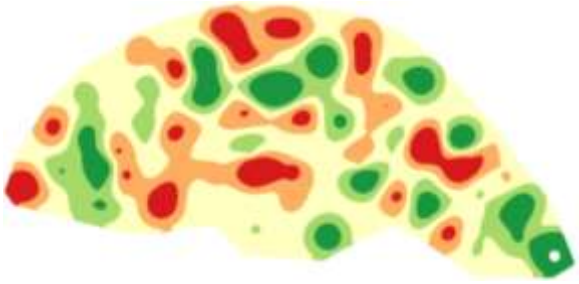
Laboratório:

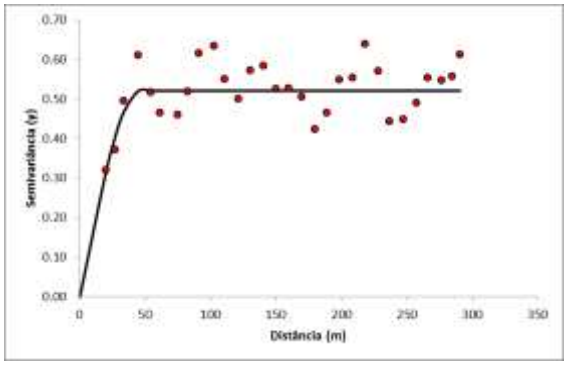


Agrinir - Etiqueta

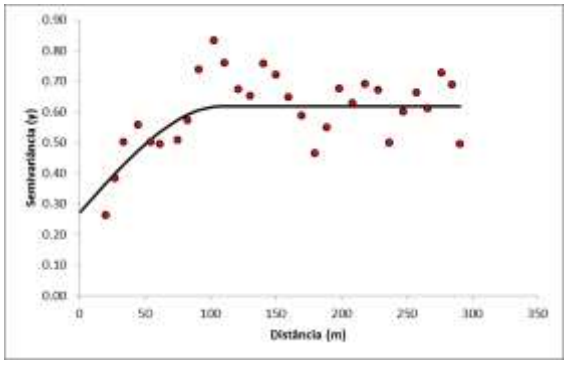


Agrinir – Cal. Prévia

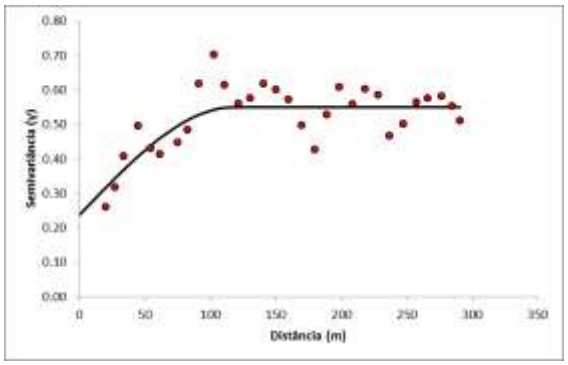




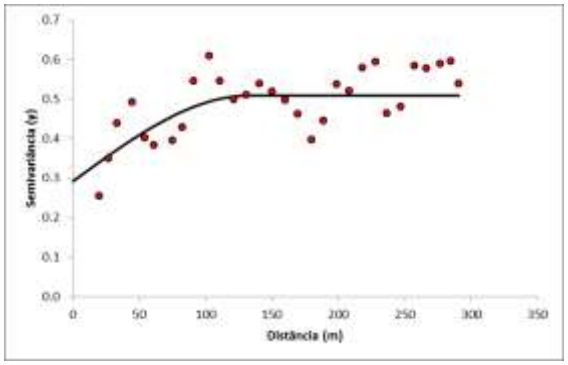
Agrinir – “Leave-one-out” A



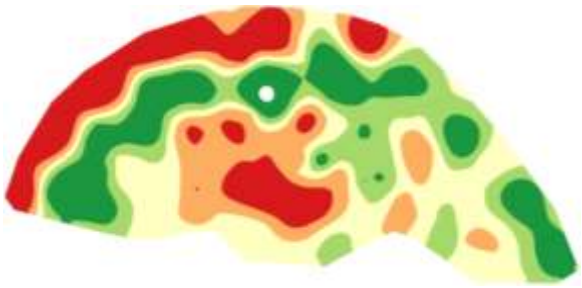
Agrinir – “Leave-one-out” B

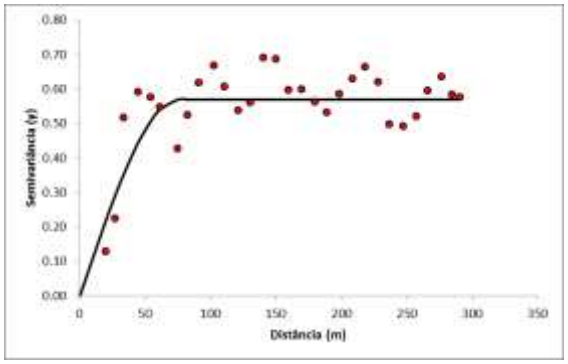


Agrinir – Etiqueta 2

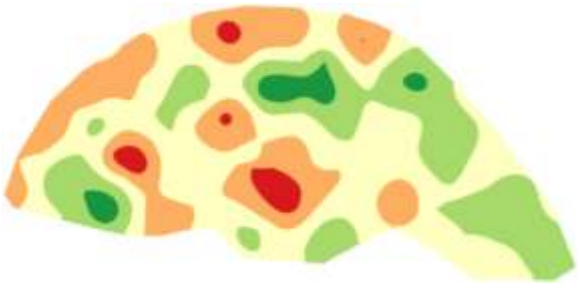


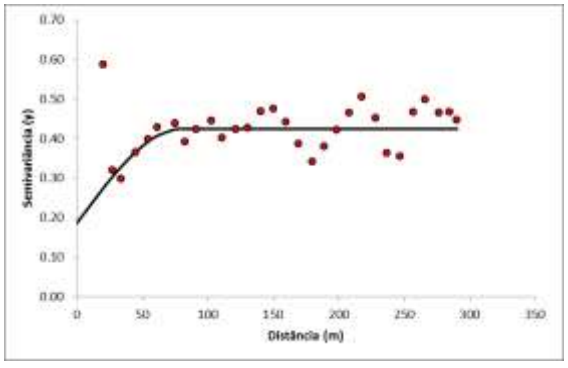
Fibras – Cal. Prévia



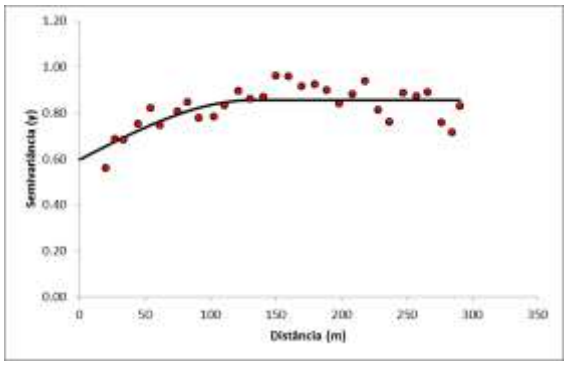


Fibras – “Leave–one-out”

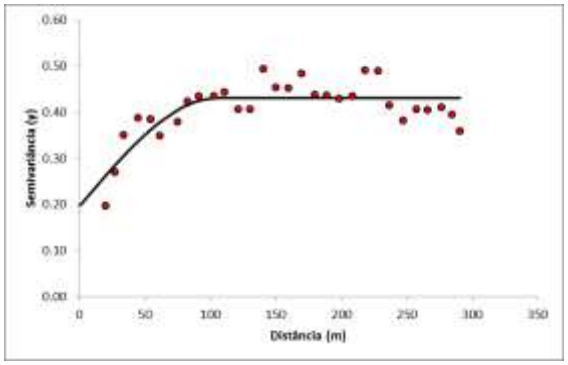


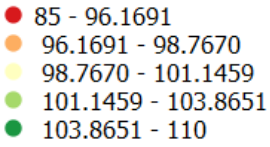


Caldo – Cal. Prévia



Caldo – “Leave–one-out”



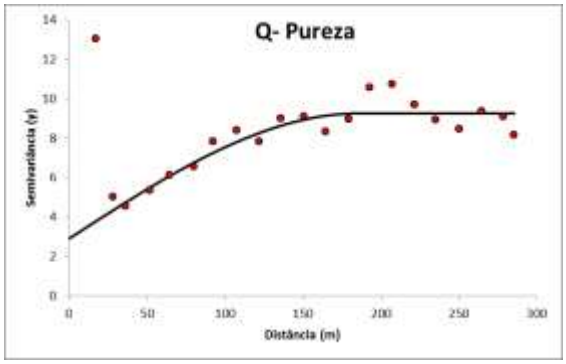


ANEXO M: Matriz de correlação entre os mapas de predição do teor de PC

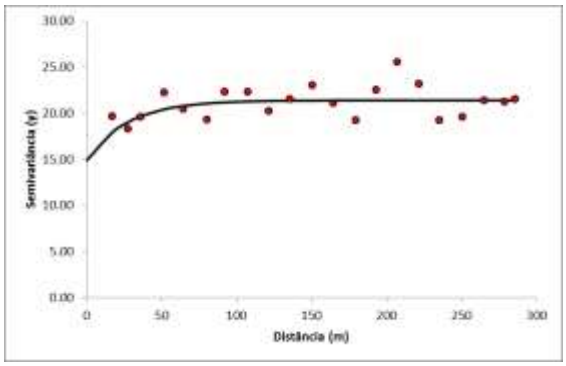
N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,64	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,45	0,70	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,83	0,71	0,49	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,92	0,73	0,52	0,97	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,86	0,73	0,55	0,89	0,92	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,54	0,63	0,57	0,65	0,63	0,59	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,69	0,66	0,56	0,75	0,76	0,74	0,73	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,64	0,41	0,26	0,56	0,61	0,61	0,45	0,55	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,63	0,58	0,38	0,58	0,64	0,56	0,53	0,45	0,67	1,00

ANEXO N: Mapas do teor de pureza pelas diferentes formas estudadas (esquerda) e os respectivos semivariogramas utilizados para a interpolação (direita)

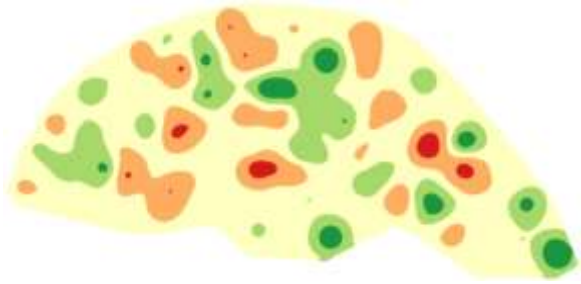
Laboratório:

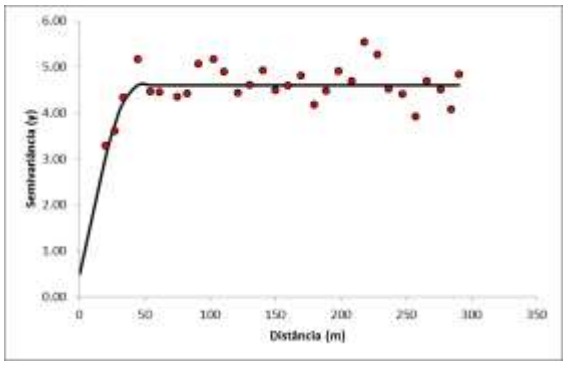


Agrinir - Etiqueta

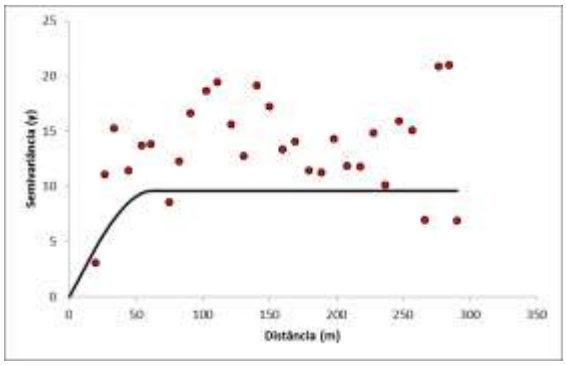


Agrinir – Cal. Prévia

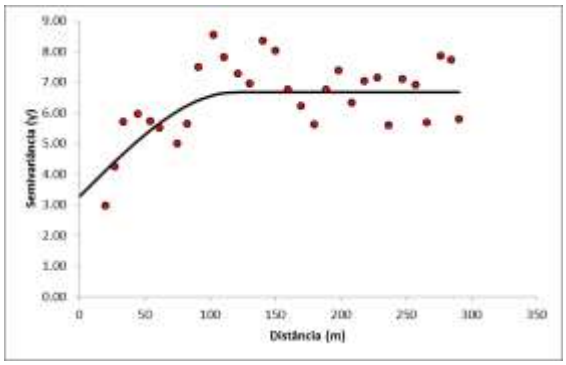




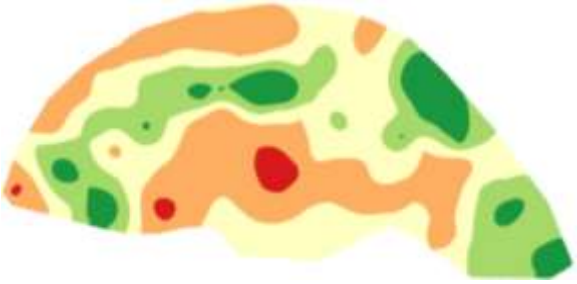
Agrinir – “Leave-one-out” A

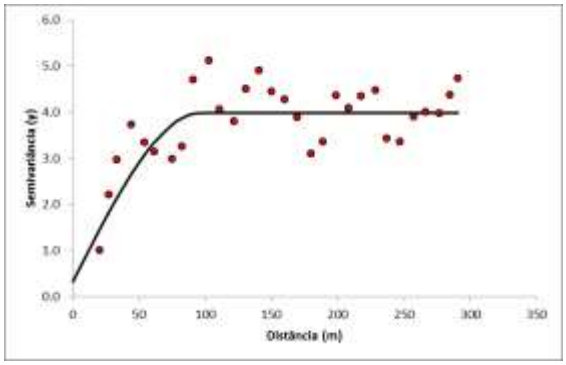


Agrinir – “Leave-one-out” B

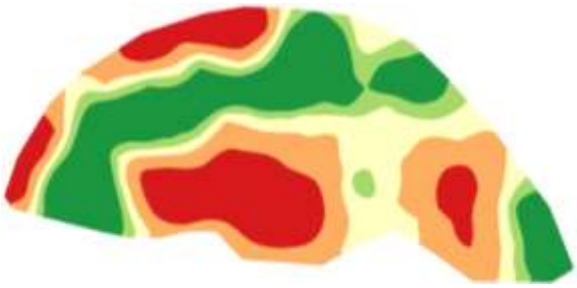


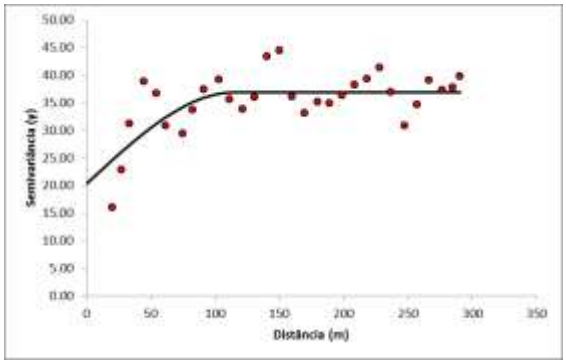
Agrinir – Etiqueta 2



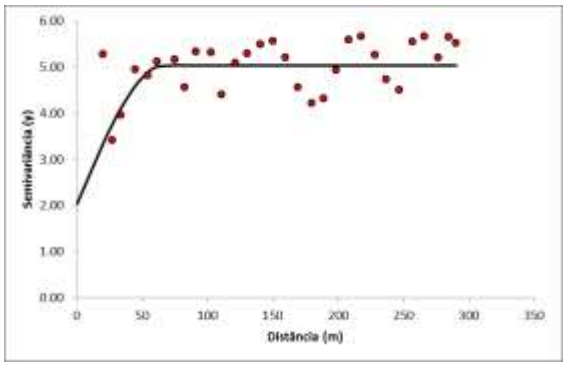


Fibras – Cal. Prévia

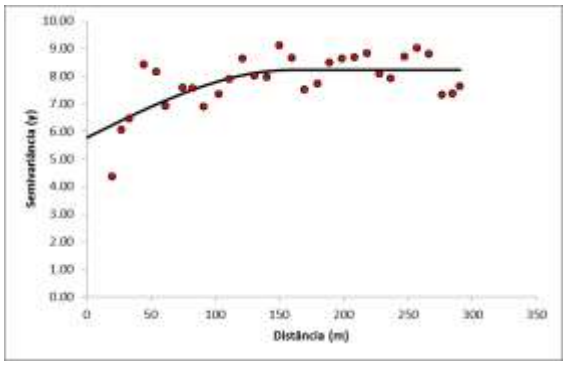




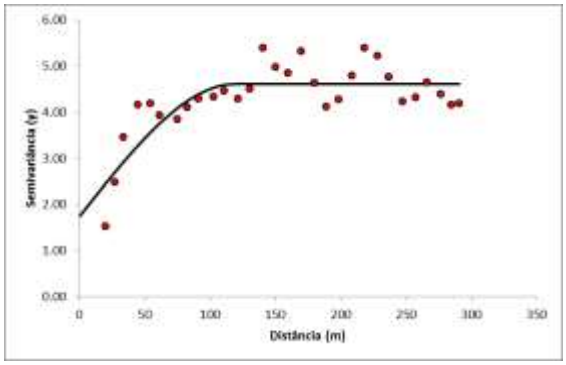
Fibras – “Leave–one-out”



Caldo – Cal. Prévia



Caldo – “Leave–one-out”



85.0 - 97.1975
97.1975 - 99.1762
99.1762 - 100.7521
100.7521 - 102.3641
102.3641 - 110

ANEXO O: Matriz de correlação entre os mapas de predição do teor de pureza

N		*1*	*2*	*3*	*4*	*5*	*6*	*7*	*8*	*9*	*10*
1	LAB	1,00									
2	ETIQUETA 1	0,44	1,00								
3	AGRINIR CAL PREVIA	0,26	0,70	1,00							
4	AGRINIR LEAVE ONE OUT	0,36	0,46	0,29	1,00						
5	AGRINIR LEAVE ONE OUT B	0,76	0,61	0,31	0,76	1,00					
6	ETIQUETA 2	0,72	0,68	0,44	0,57	0,81	1,00				
7	FIBRAS CAL PREVIA	0,58	0,65	0,38	0,38	0,62	0,69	1,00			
8	FIBRAS LEAVE ONE OUT	0,45	0,59	0,40	0,47	0,59	0,68	0,64	1,00		
9	CALDO CAL PREVIA	0,39	0,40	0,18	0,11	0,30	0,38	0,30	0,32	1,00	
10	CALDO LEAVE ONE OUT	0,58	0,57	0,31	0,29	0,57	0,62	0,71	0,54	0,62	1,00