

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

FACULDADE DE CIÊNCIAS E ENGENHARIA

Programa de Pós-Graduação em Agronegócio e Desenvolvimento

PATRÍCIA DE FREITAS PELOZO HESPANHOL

**ANÁLISE DE PADRÕES NA PRODUÇÃO DE CANA DE AÇÚCAR UTILIZANDO
APRENDIZADO DE MÁQUINA**

TUPÃ - SP

2019

PATRÍCIA DE FREITAS PELOZO HESPANHOL

**ANÁLISE DE PADRÕES NA PRODUÇÃO DE CANA DE AÇÚCAR UTILIZANDO
APRENDIZADO DE MÁQUINA**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Agronegócio e Desenvolvimento da Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Câmpus de Tupã, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Agronegócio e Desenvolvimento.

Área de concentração: Agronegócio e Desenvolvimento

Linha de pesquisa: Competitividade de Sistemas Agroindustriais

Orientador: Prof. Dr. Luís Roberto Almeida Gabriel Filho

Co-orientadores: Prof. Dr. Luiz Fernando Sommaggio Coletta
Profa. Dra. Camila Pires Cremasco Gabriel

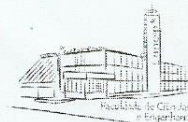
TUPÃ - SP

2019

Ficha catalográfica elaborada pela Seção Técnica de Biblioteca e Documentação da UNESP, Câmpus de Tupã:

H462a	<p>Hespanhol, Patrícia de Freitas Pelozo. Análise de padrões na produção de cana de açúcar utilizando aprendizado de máquina / Patrícia de Freitas Pelozo Hespanhol. - Tupã, 2019. 124 f.</p> <p>Dissertação (Mestrado em Agronegócio e Desenvolvimento) – Faculdade de Ciências e Engenharia – Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, 2019.</p> <p>Orientador: Luis Roberto Almeida Gabriel Filho Coorientadora: Camila Pires Cremasco Gabriel Coorientador: Luiz Fernando Sommaggio Coletta</p> <p>1. Agronegócio. 2. Reconhecimento de Padrões. 3. Floresta de Caminhos Ótimos. 4. K-Média. 5. Fuzzy C-means. I. Título. II. Autor.</p>
-------	---

Fonte: Eliana Kátia Pupim Bibliotecária CRB 8 – 6202. Essa ficha não pode ser modificada.

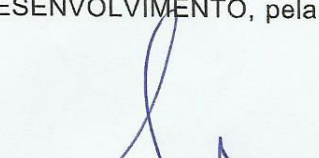


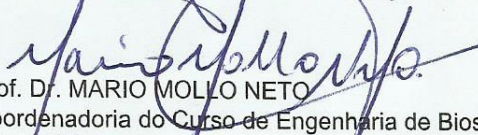
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

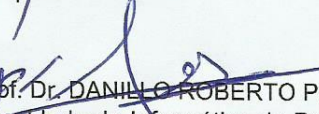
**TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: ANÁLISE DE PADRÕES NA PRODUÇÃO DE CANA DE AÇÚCAR
UTILIZANDO APRENDIZADO DE MÁQUINA**

**AUTORA: PATRÍCIA DE FREITAS PELOZO HESPANHOL
ORIENTADOR: LUÍS ROBERTO ALMEIDA GABRIEL FILHO
COORIENTADOR: LUIZ FERNANDO SOMMAGGIO COLETTA
COORIENTADORA: CAMILA PIRES CREMASCO GABRIEL**

Aprovada como parte das exigências para obtenção do Título de Mestra em AGRONEGÓCIO E DESENVOLVIMENTO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. LUÍS ROBERTO ALMEIDA GABRIEL FILHO
Coordenadoria do Curso de Administração / Faculdade de Ciências e Engenharia - FCE - UNESP - Tupã/SP


Prof. Dr. MARIO MOLLO NETO
Coordenadoria do Curso de Engenharia de Biosistemas / Faculdade de Ciências e Engenharia - FCE - UNESP - Tupã/SP


Prof. Dr. DANILLO ROBERTO PEREIRA
Faculdade de Informática de Presidente Prudente / Universidade do Oeste Paulista - UNOESTE - Presidente Prudente/SP

Tupã, 10 de junho de 2019

Dedico,

*Aos meus pais, Luis e Maria Inês, e ao meu esposo
Rafael que contribuíram para esta conquista.*

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelo dom da vida e por tudo que conquistei.

Aos meus pais, por todo suporte e apoio incondicional durante toda minha vida.

Ao meu esposo, Rafael Hespanhol, pelas inúmeras orientações essenciais no desenvolvimento deste trabalho. Agradeço por todo suporte, paciência e ensinamentos, mas principalmente pelo carinho e amor dedicados.

A Raquel, Rogério, Renata e Juninho, que além de todo apoio, me ajudaram nos momentos em que precisei, sempre com conselhos preciosos que levarei comigo por toda vida.

A todos os professores da Pós-graduação em Agronegócio e Desenvolvimento da UNESP, por todo conhecimento adquirido, especialmente ao professor Luís Roberto Almeida Gabriel Filho, por todo auxílio e dedicação no desenvolvimento do trabalho.

Aos meus coorientadores, o professor Luiz Fernando Sommaggio Coletta, que passei a admirar por sua inteligência e paciência ao passar seus ensinamentos, que foram fundamentais para o desenvolvimento desse trabalho e que me ensinou muito sobre Inteligência Artificial e a professora Camila Pires Cremasco Gabriel por todo suporte no desenvolvimento do trabalho.

Aos membros da banca de Qualificação e Defesa, que foram essenciais com sugestões, auxiliando no aprimoramento do trabalho.

Aos meus amigos Jéssica e Murilo por todos os conselhos, conversas e por estar ao meu lado em todos os momentos. Vocês foram essenciais para minha formação profissional e pessoal.

A todos os meus colegas de sala de aula, com os quais eu aprendi muito não apenas academicamente, mas também com ensinamentos que levarei para vida.

Às Famílias Pelozo, Freitas e Hespanhol, por todo aconchego e paz que me proporcionam e por todos os conselhos relacionados ao meu desenvolvimento profissional e pessoal.

A todos aqueles que, de algum modo, contribuíram para realização deste trabalho.

HESPANHOL, Patrícia Freitas Pelozo. Análise de padrões na produção de cana de açúcar utilizando Aprendizado de Máquina. 124 p. Dissertação (Mestrado em Agronegócio e Desenvolvimento) – Faculdade de Ciências e Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Tupã, 2019.

Resumo

O presente trabalho buscou identificar padrões na produção de cana de por meio da utilização de Inteligência Artificial. Para tanto, foi realizada coleta de informações de fontes secundárias, com dados estatísticos fornecidos por órgãos públicos sobre a área cultivada e a produção de cana de açúcar, índices como pluviométricos e de temperatura e o tipo de solo dos municípios do estado de São Paulo, no ano de 2017, por meio de pesquisa documental. Com a utilização dos métodos Floresta dos Caminhos Ótimos (OPF), *K-means* e *Fuzzy C-means* (FCM) buscou-se identificar *clusters*, ou padrões, que representem essas características produtivas. Além disso, o trabalho testou a utilização do algoritmo OPF como ferramenta de apoio à decisão no setor agroindustrial e fez a comparação do método com os agrupadores de padrões *K-means* e FCM. Após o processamento dos dados foi possível identificar padrões na produção de cana de açúcar pelos três algoritmos, sendo que o OPF proporcionou resultados muito parecidos com o *K-means* e FCM, confirmando a eficiência do método. Além disso, foi possível identificar, no ano de 2017, um padrão de produção com municípios com alta produtividade, grandes áreas destinadas a produção de cana de açúcar e produção da cultura, com temperatura média alta e índices pluviométricos baixos. Os municípios que possuem pequenas áreas com plantação de cana de açúcar possuem uma variabilidade muito grande em resultados de produtividade. O padrão de município com baixa produtividade é acompanhado por temperatura média muito baixa, índices pluviométricos muito altos e solos do tipo Cambissolos, Neossolos e Espodossolos. O padrão do tipo de solo que proporcionou maior produtividade para os municípios foi o Latossolo.

Palavras-chave: Agronegócio. Reconhecimento de padrões. Floresta de Caminhos Ótimos. *K-médias*. *Fuzzy C-means*.

HESPANHOL, Patrícia Freitas Pelozo. Pattern Analysis on sugar cane production using Machine Learning. 124 p. Dissertação (Mestrado em Agronegócio e Desenvolvimento) – Faculdade de Ciências e Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho”, Tupã, 2019.

Abstract

The present work sought to identify patterns in sugarcane production through the use of Artificial Intelligence. For this purpose, information was collected from secondary sources, with statistical data provided by public agencies on cultivated area and sugarcane production, rainfall and temperature indices, and the soil type of the municipalities of the State of São Paulo, in the year 2017, through documentary research. Using Optimum-Path Forest (OPF), K-means and Fuzzy C-means (FCM) methods, the aim was to identify clusters, or patterns, that represent these productive characteristics. In addition, the work tested the use of OPF algorithm as a decision support tool in the agribusiness sector and compared the method with the K-means and FCM standards groupers. After data processing, it was possible to identify patterns in sugarcane production by the three algorithms, and OPF provided results very similar to K-means and FCM, confirming the efficiency of the method. In addition, it was possible to identify, in the year 2017, a production pattern of municipalities with high productivity, large areas destined to the production of sugar cane and crop production, with high average temperature and low rainfall. Municipalities that have small areas with sugar cane plantation have a very large variability in productivity results. The municipal pattern with low productivity is accompanied by very low average temperature, very high rainfall rates and soils of the type Cambisols, Neosols and Spodosols. The soil type pattern that provided the highest productivity for the municipalities was the Oxisol.

Keywords: Agribusiness. Pattern Recognition. Optimum-Path Forest. K-means. Fuzzy C-means.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 -	Aumento do PIB brasileiro de 2017 em relação a 2016 e a contribuição dos principais setores	16
Figura 2 -	Série histórica da área com produção de cana de açúcar colhida no Brasil	19
Figura 3 -	Série histórica da produção de cana de açúcar no Brasil.....	20
Figura 4 -	Produção de cana de açúcar das regiões brasileiras em 2017.....	20
Figura 5 -	EDRs do estado de São Paulo com maior produção de cana de açúcar.....	22
Figura 6 -	Produção de cana de açúcar em alguns municípios do estado de São Paulo em 2017.....	23
Figura 7 -	Tipos de algoritmos de reconhecimento de padrões.....	30
Figura 8 -	Variações do algoritmo OPF.....	39
Figura 9 -	Ilustração da base de dados Z	41
Figura 10 -	Amostras na dimensão espaço.....	41
Figura 11 -	Mapa pedológico do estado de São Paulo.....	47
Figura 12 -	Resultados obtidos com o K -means.....	52
Figura 13 -	<i>BoxPlot</i> da produtividade obtida pelo K -means para os seis <i>clusters</i>	55
Figura 14 -	<i>BoxPlot</i> da produção obtida pelo K -means para os seis <i>clusters</i> ..	56
Figura 15 -	<i>BoxPlot</i> da área obtida pelo K -means para os seis <i>clusters</i>	58
Figura 16 -	<i>BoxPlot</i> do índice pluviométrico obtido pelo K -means para os seis <i>clusters</i>	59
Figura 17 -	<i>BoxPlot</i> da temperatura média obtida pelo K -means para os seis <i>clusters</i>	60
Figura 18 -	<i>BoxPlot</i> do tipo de solo obtido pelo K -means para os seis <i>clusters</i>	62
Figura 19 -	Gráficos de dispersão relacionando os atributos à produtividade, obtidos com o K -means.....	64

Figura 20 - Representação dos municípios pertencentes aos <i>clusters</i> um e seis do <i>K-means</i>	66
Figura 21 - Resultados obtidos com o FCM.....	68
Figura 22 - <i>BoxPlot</i> da produtividade obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i> ..	70
Figura 23 - <i>BoxPlot</i> da produção obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	71
Figura 24 - <i>BoxPlot</i> da área obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	72
Figura 25 - <i>BoxPlot</i> do índice pluviométrico obtido pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	74
Figura 26 - <i>BoxPlot</i> da temperatura média obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	75
Figura 27 - <i>BoxPlot</i> do tipo de solo obtido pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	76
Figura 28 - Gráficos de dispersão relacionando os atributos à produtividade, obtidos com o FCM.....	78
Figura 29 - Representação dos municípios pertencentes aos <i>clusters</i> um e seis do FCM.....	80
Figura 30 - Resultados obtidos com o OPF.....	81
Figura 31 - <i>BoxPlot</i> da produtividade obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	83
Figura 32 - <i>BoxPlot</i> da produção obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	84
Figura 33 - <i>BoxPlot</i> da área obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	86
Figura 34 - <i>BoxPlot</i> do índice pluviométrico obtido pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	87
Figura 35 - <i>BoxPlot</i> da temperatura média obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	88
Figura 36 - <i>BoxPlot</i> do tipo de solo obtido pelo OPF para os quatro <i>clusters</i> ..	90
Figura 37 - Gráficos de dispersão relacionando os atributos à produtividade, obtidos com o OPF.....	92
Figura 38 - Representação dos municípios pertencentes aos <i>clusters</i> um e seis do OPF.....	93

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 -	Exemplos de aplicações do <i>K-means</i> nos últimos cinco anos....	33
Quadro 2 -	Exemplos de aplicações do FCM nos últimos cinco anos.....	37
Quadro 3 -	Exemplos de aplicações do OPF nos últimos cinco anos.....	42
Quadro 4 -	Municípios do estado de São Paulo que não fazem parte desta pesquisa.....	45
Quadro 5 -	Classificação dos tipos de solos.....	48
Quadro 6 -	Coeficiente de silhueta.....	49
Quadro 7 -	Base de dados Z.....	50
Quadro 8-	Tipo de solo predominante de cada <i>cluster</i> do <i>K-means</i>	54
Quadro 9-	Tipo de solo predominante de cada <i>cluster</i> do FCM.....	69
Quadro 10-	Tipo de solo predominante de cada <i>cluster</i> do OPF.....	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Produção de cana de açúcar nos estados da região sudeste brasileira.....	21
Tabela 2 -	Análise estatística da produtividade obtida pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	56
Tabela 3 -	Análise estatística da produção obtida pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	57
Tabela 4 -	Análise estatística da área obtida pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	58
Tabela 5 -	Análise estatística do índice pluviométrico obtido pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	60
Tabela 6 -	Análise estatística da temperatura média obtida pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	61
Tabela 7 -	Análise estatística do tipo de solo obtido pelo <i>K-means</i> para os seis <i>clusters</i>	63
Tabela 8 -	Análise estatística da produtividade obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	70
Tabela 9 -	Análise estatística da produção obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	72
Tabela 10 -	Análise estatística da área obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	73
Tabela 11 -	Análise estatística do índice pluviométrico obtido pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	74
Tabela 12 -	Análise estatística da temperatura média obtida pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	76
Tabela 13 -	Análise estatística do tipo de solo obtido pelo FCM para os seis <i>clusters</i>	77
Tabela 14 -	Análise estatística da produtividade obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	84
Tabela 15 -	Análise estatística da produção obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	85

Tabela 16 -	Análise estatística da área obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	86
Tabela 17 -	Análise estatística do índice pluviométrico obtido pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	88
Tabela 18 -	Análise estatística da temperatura média obtida pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	89
Tabela 19 -	Análise estatística do tipo de solo médio obtido pelo OPF para os quatro <i>clusters</i>	90

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	11
1.1	Objetivo Geral.....	13
1.1.1	Objetivos específicos.....	13
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	14
2.1	O Agronegócio.....	14
2.1.1	Cana de açúcar.....	17
2.2	Inteligência Artificial (IA).....	23
2.2.1	História da IA.....	25
2.2.2	Aprendizado de Máquina (AM).....	28
2.3	Reconhecimento de Padrões.....	29
2.3.2	<i>K-means</i>	32
2.3.3	<i>Fuzzy C-means</i> (FCM).....	35
2.3.1	Floresta de Caminhos Ótimos (OPF).....	39
3	METODOLOGIA.....	44
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	52
4.1	Resultados e análises obtidos por meio do <i>K-means</i>	52
4.2	Resultados e análises obtidos por meio do FCM.....	67
4.3	Resultados e análises obtidos por meio do OPF.....	80
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	95
	REFERENCIAS.....	97

1 INTRODUÇÃO

O agronegócio é considerado como uma das mais importantes fontes de riqueza do Brasil por colocar o país entre as nações mais competitivas do mundo na produção de *commodities* agroindustriais. O setor engloba atividades como fornecimento de insumos, pecuária, lavoura, extração vegetal, processo agroindustrial e todas as áreas que dão suporte ao fluxo de produtos até o consumidor final (SILVA; MONTEIRO; LIMA, 2015; JANK; NASSAR; TACHINARDI, 2005).

A cana de açúcar é uma das principais culturas do agronegócio brasileiro, sendo o país o maior produtor mundial da cultura. São vários os motivos que levam a esse cenário, mas podem-se citar, como principais, as condições climáticas e de solo, que são favoráveis ao cultivo da cana de açúcar e a grande extensão de terras disponíveis (CONAB, 2018a; KORB *et al.*, 2016; MIRANDA; VASCONCELOS; LANDELL, 2010; FERNANDES 1984). Em 2017, a área colhida de cana de açúcar foi de 8.729,5 mil hectares, sendo que a produção atingiu 633.261,9 mil toneladas (CONAB, 2018a).

A região do país com maior área colhida e maior volume produção de cana de açúcar é o Sudeste, que em 2017, foi sozinho responsável por 65,9% da produção total do país, sendo que nesta região, o estado de São Paulo é o maior produtor, atingindo uma produção de 349.200,5 mil toneladas em 2017 (CONAB, 2018a).

A cana-de-açúcar é o principal produto da agropecuária do estado de São Paulo, que em 2017 atingiu uma produção de 349.200,5 mil toneladas, com uma participação de 35,8% (R\$ 28,07 bilhões) no valor da produção agropecuária e florestal total do estado em 2016 (CONAB, 2018a; IEA, 2018a).

Foram utilizados algoritmos de Aprendizado de Máquina para identificar padrões na cadeia produtiva da cana de açúcar no estado de São Paulo. Essas informações são importantes para órgãos que dão suporte aos produtores rurais, pois a identificação dos possíveis padrões por município ou agrupamentos de características semelhantes, pode vir a servir como base para a elaboração de políticas públicas e direcionamento focado de recursos (humanos, financeiros ou materiais), atualmente realizado de maneira não sistemática, bem como de guia para possíveis investidores na cadeia produtiva da cana de açúcar.

Portanto, considerando área, produção e produtividade da cana de açúcar, índices pluviométricos e de temperatura e o tipo de solo dos municípios do estado de

São Paulo, procurar-se-á responder a seguinte pergunta: é possível identificar padrões na produção de cana de açúcar no estado de São Paulo por meio da utilização de algoritmos de agrupamento de dados?

Para encontrar os padrões nas características de produção, adotar-se-á o método da Floresta dos Caminhos Ótimos (OPF), desenvolvido por Papa (2008), por meio da utilização do método não supervisionado, visando o agrupamento dos dados da produção de cana de açúcar. O OPF é fundamentado na Teoria dos Grafos, e é considerado um método de abordagem matemática simples, conectando amostras modeladas de um grafo completo, em que elementos mais representativos de cada classe são escolhidos como sendo fronteiras entre as classes (SOUZA; LOTUFO; RITTNER, 2012; HESPANHOL; PEREIRA; FORTES, 2015).

Pretende-se também testar a eficiência do método, comparando-o com o *K-means*, que possui como diferença o fato de suas iterações acontecerem após a designação de um conjunto inicial de partições estabelecidas por meio de seu algoritmo, para posteriormente, a partir do centro de cada uma destas partições, calcular a similaridade desses elementos com os outros a serem agrupados (WIVES, 2004). Ainda com o objetivo de testar a eficiência do OPF, o método *Fuzzy C-means* foi escolhido por ser uma extensão *fuzzy* do *K-means*, permitindo assim a análise de sobreposição de dados nos diferentes agrupamentos gerados. Esta característica não está presente nos métodos OPF e *K-means* e permite um mapeamento mais realista dos dados.

Esta pesquisa apresenta como hipóteses ao problema proposto, as seguintes proposições:

- Existirão regiões que formarão *clusters* com características de alta produção, em áreas extensas, com baixas temperaturas e baixo índice pluviométrico e baixa produtividade;
- Pode haver regiões com uma faixa de índices pluviométricos e de temperatura parecidos com a hipótese anterior, com baixa produção e área destinada para a produção da cultura, porém alta produtividade,
- Pode-se ainda haver regiões em que os índices pluviométricos são altos, temperaturas altas, com grandes extensões de área destinada à cultura e alta produtividade.

Desta forma, os índices deverão variar, proporcionando diferentes resultados e formando diferentes *clusters* com características semelhantes.

1.1 Objetivo Geral

O trabalho possui o objetivo de identificar padrões na produção de cana de açúcar no estado de São Paulo por meio da utilização de algoritmos de agrupamento de dados. Desta forma, acredita-se que será possível extrair conhecimentos e fornecer indicativos de fatores que contribuam para um melhor padrão de produção.

1.1.1 Objetivos específicos

- Avaliar as ferramentas Aprendizado de máquina *K-means*, *Fuzzy C-means* e OPF no reconhecimento de padrões no agronegócio;
- Analisar os padrões encontrados e verificar as ameaças e oportunidades na produção de cana de açúcar;
- Fornecer mapeamentos e indicativos de representatividade da produção de cana de cana de açúcar nos municípios analisados.

RESSALVA

Atendendo solicitação do(a) autor(a), o texto completo desta dissertação será disponibilizado somente a partir de 10/06/2021.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho atingiu o objetivo de identificar padrões na produção de cana de açúcar no estado de São Paulo por meio da utilização de algoritmos de agrupamento de dados, extraindo conhecimentos e fornecendo indicativos de fatores que contribuam para um melhor padrão de produção.

Notou-se que os *clusters* com maior produtividade, aglomeraram também municípios com alta produção e área destinada à cana de açúcar e maior temperatura média, porém com menor índice pluviométrico registrado no ano. Conforme a produtividade diminuiu, foi reduzida também a produção, área e temperatura média, enquanto o índice pluviométrico aumentou.

Os *clusters* com menor centroide de produtividade estão concentrados municípios com produções e áreas baixíssimas, índice pluviométrico que ultrapassa 1600mm ao ano e temperatura bem abaixo das registradas nos demais *clusters*. Isso pode significar que a quantidade produzida pode influenciar na obtenção de grandes índices de produtividade. O clima no estado de São Paulo favorece esse cenário, pois, em geral, o estado tem um período de chuvas bem distribuído (de setembro ou outubro até março ou abril), que coincide com período quente (altas temperaturas) e de crescimento dos colmos da cana. Esse comportamento se repetiu nos três algoritmos de reconhecimento de padrões utilizados neste trabalho.

O resultado obtido pela *clusterização* para o tipo de solo foi diferente apenas nos centroides identificados para cada *cluster*. Enquanto o *K-means* e o FCM tiveram como centroide para todos os *clusters* apenas os solos mais indicados para produção de cana de açúcar, que são os Latossolos e Argissolos, mesmo no *cluster* com menor índice de produtividade, o OPF identificou para o *cluster* com menor produtividade solo Neossolos.

Foi possível atingir também o objetivo de avaliar as ferramentas de Inteligência Artificial *K-means*, *Fuzzy C-means* e OPF no reconhecimento de padrões no agronegócio, sendo que os três métodos foram eficazes no agrupamento dos dados, proporcionando resultados que, quando analisados de forma mais profunda, percebe-se que são semelhantes. Comprovou-se a eficácia do algoritmo OPF, que ainda é um método considerado inovador, principalmente no agrupamento de dados relacionados em agronegócio. Além disso, os padrões foram analisados e discutidos estatisticamente.

Apesar das semelhanças apresentadas nos resultados dos métodos, cada um deles teve um papel importante na discussão dos resultados. O *K-means* é um método tradicional e comprovadamente eficiente no agrupamento de dados, muito utilizado para realizar comparações e avaliar resultados de métodos ainda considerados novos. O FCM proporcionou a identificação de sobreposição dos dados, permitindo a identificação do grau de pertinência dos municípios para seus *clusters*. O OPF, que foi utilizado com o intuito de avaliar sua eficácia no agrupamento dos dados, apresentou resultados robustos. Porém, o OPF possui como principal diferença o fato de apresentar medóide como legenda de seus *clusters* e não centroide como no *K-means* e FCM. Percebeu-se que, muitas vezes, os medóides se distanciam consideravelmente da média do grupo.

Forneceram-se mapeamentos e indicativos de representatividade da produção de cana-de-açúcar nos municípios analisados. Nos mapas elaborados com os resultados do agrupamento dos algoritmos foi possível identificar que os municípios analisados que possuem como padrão maior média de produtividade estão concentrados na parte superior do mapa, não sendo identificados municípios com esse padrão no sul do estado de São Paulo.

Sugere-se para os envolvidos no setor do agronegócio, a partir dos resultados obtidos, estudos aprofundados relacionados a cana-de-açúcar e os fatores que influenciam sua produtividade, podendo utilizar outros atributos em análises como a realizada neste trabalho. Quanto a novos estudos relacionadas à Inteligência Artificial e Reconhecimento de Padrões, sugere-se a aplicação dos algoritmos utilizados neste trabalho em outras bases de dados e até mesmo a avaliação de novos algoritmos com a mesma base de dados.

REFERÊNCIAS

AGUIAR, D. A.; SILVA, W. F.; RUDORFF, B. F. T.; SUGAWARA, L. M.; CARVALHO, M. A.; Expansão da cana-de-açúcar no Estado de São Paulo: safras 2003/2004 a 2008/2009. 2009. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 14., 2009, Natal. **Anais eletrônico...** Natal: INPE. 2009. Disponível em: <<http://marte.sid.inpe.br/col/dpi.inpe.br/sbsr@80/2008/11.17.18.21/doc/9-16.pdf>>. Acesso em: 30 abr. 2019.

ALDENDERFER, M. S.; BLASHFIELD, R. K. **Cluster Analysis**. Beverly Hills, CA: Sage Publications, 1984.

ALPAYDIN, E. **Introduction to Machine Learning**. 2. ed. London: The MIT Press, 2010.

ARBEX, M. A. **Avaliação dos efeitos do material particulado proveniente da queima da plantação de cana-de-açúcar sobre a morbidade respiratória na população de Araraquara-SP**, 2001. 188 f. Tese (Doutorado em Medicina) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2001.

ÁVILA, R. C. F. **Os impactos econômicos e ambientais da cultura da cana-de-açúcar no município de Barretos - São Paulo**. 2014. 64 f. Monografia (graduação) - Universidade de Brasília, Instituto de Ciências Humanas, Departamento de Geografia, Universidade Aberta do Brasil, 2014

AY, M.; KISI, O. Modelling of chemical oxygen demand by using ANNs, ANFIS and K-means clustering techniques. **Journal of Hydrology**, v. 511, p. 279-289, 2014.

BAI, C.; DHAVALÉ, D.; SARKIS, J. Complex investment decisions using rough set and fuzzy c-means: an example of investment in green supply chains. **European journal of operational research**, v. 248, n. 2, p. 507-521, 2016.

BASER, F. GOKTEN, S. GOKTEN, P. O. Using fuzzy c-means clustering algorithm in financial health scoring. **The Audit Financiar journal**, v. 15, n. 147, p. 385-385, 2017.

BATALHA, M. O. **Gestão agroindustrial**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2007.

BEZDEK, J. C.; EHRLICH, R.; FULL, W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. **Computers & Geosciences**, v. 10, n. 2-3, p. 191-203, 1984.

BISHOP, C. M. **Pattern Recognition and Machine Learning**. New York: Springer, 2006.

BORGWARDT, S.; BRIEDEN, A.; GRITZMANN, P. An LP-based K-means algorithm for balancing weighted point sets. **European Journal of Operational Research**, v. 263, n. 2, p. 349-355, 2017.

BOVO, A. B. **Um método de tradução de fontes de informação em um formato padrão que viabilize a extração de conhecimento por meio de *link analysis* e teoria dos grafos**. 2004. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) - Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis – SC, ano.

BRYNJOLFSSON, E.; ROCK, D.; SYVERSON, C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics. **Economics of Artificial Intelligence**. University of Chicago Press, 2017. É livro ou revista?

CAMARA, M. R. G.; CALDARELLI, C. E. Expansão canavieira e o uso da terra no estado de São Paulo. **Estudos Avançados**, v. 30, n. 88, p. 93-116, 2016.

CASTRO, A. A. M.; PRADO, P. P. L. Algoritmos para reconhecimento de padrões. **Revista Ciências Exatas**, v. 8, n. 2002, 2002.

CASTRO, A. M. G; LIMA, S. M. V; CRISTO, C. M. P. N. Cadeia Produtiva: Marco Conceitual para Apoiar a Prospecção Tecnológica. In: SIMPÓSIO DE GESTÃO DA INOVAÇÃO/TECNOLOGICA, 12., 2002, Salvador. **Anais eletrônicos...** Salvador: SGIT, 2002. Disponível em: <http://200.198.192.95/portalmDIC/arquivos/dwnl_1197031881.pdf>. Acesso em: 05 mar. 2018.

CATI. Coordenadoria de Assistência Técnica Integral. **Quem somos**. 2018. Disponível em: < <http://www.cati.sp.gov.br/portal/institucional/quem-somos>>. Acesso em: 06 abr. 2018.

CESNIK, R. Melhoramento da cana-de-açúcar: marco sucro-alcooleiro no Brasil. **Embrapa Meio Ambiente**, 2004. Disponível em: < <https://www.alice.cnptia.embrapa.br/bitstream/doc/15939/1/2007AP008.pdf>>. Acesso em: 05 jan. 2018.

CHEN, S.; SUN, T.; YANG, F.; SUN, H.; GUAN, Y. An improved optimum-path forest clustering algorithm for remote sensing image segmentation. **Computers & Geosciences**, v. 112, p. 38-46, 2018.

CNA. CONFEDERAÇÃO DA AGRICULTURA E PECUÁRIO DO BRASIL.

Comunicado Técnico: Indicadores do PIB. 2018. Disponível em: <<http://www.cnabrazil.org.br/artigos-tecnicos/comunicado-tecnico-indicadores-do-pib>>. Acesso em: 20 fev 2018.

COLETTA, L. F. S. **Agrupamento de dados fuzzy colaborativo**. São Paulo: USP, 2011. 95 f. Tese (doutorado) - Universidade de São Paulo, São Paulo, 2011.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Acompanhamento da sara brasileira**. 2018a. Disponível em:

<<file:///C:/Users/acer/Downloads/BoletimZCanaZ4ZLevantamentoZ17-18.pdf>>. Acesso em: 10 mar. 2018.

CONAB. Companhia Nacional de Abastecimento. **Série histórica das safras**.

2018b. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/index.php/info-agro/safras/serie-historica-das-safras?start=20>>. Acesso em: 10 mar. 2019.

COSTA, A. L. S.; CLEPS, G D G. A produção sucroalcooleira em Morro Agudo (SP) e a migração piauiense. **CAMPO-TERRITÓRIO: revista de geografia agrária**, v. 9, n. 17. 2014.

COSTA, K. A. P.; PEREIRA, L. A. M.; NAKAMURA, R. Y. M.; PEREIRA, C. R.; PAPA, J. P.; FALCÃO, A. X. A nature-inspired approach to speed up optimum-path forest clustering and its application to intrusion detection in computer networks. **Information Sciences**, v. 294, p. 95-108, 2015.

DALFOVO, M. S.; LANA, R. A.; SILVEIRA, A. Métodos quantitativos e qualitativos: um resgate teórico. **Revista Interdisciplinar Científica Aplicada**, Blumenau, v.2, n.4, p.01- 13, sem II. 2008.

DIOLA, V.; SANTOS, F. Fisiologia. In: SANTOS, F.; BORÉM, A.; CALDAS, C. **Cana-de-açúcar: Bioenergia, Açúcar e Etanol. Tecnologias e Perspectivas**. 2. ed. Viçosa: Os Editores, 2011. pag. 25-49.

DUNN, J. C. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. **Journal of Cybernetics**, v. 3, p. 32-57, 1973.

EMBRAPA. Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária. **Soluções tecnológicas**. 2018. Disponível em: <<https://www.embrapa.br/busca-de-solucoes-tecnologicas/-/produto-servico/49/agritempo>>. Acesso em: 06 abr 2018.

FALCÃO, A. X., STOLFI, J., LOTUFO R. A. The image foresting transform: Theory, algorithms, and applications. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 26.19-29, Jan 2004.

FERNANDES, A. J. **Manual da cana de açúcar**. Livroceres: Piracicaba, 1984.

GAUTHIER, J. **A cladistic analysis of the higher categories of the Diapsida**. Ph.D. thesis, University of California. University Microfilms, International, Ann Arbor, 1984.

GHOSH, S.; DUBEY, S. K. Comparative analysis of K-means and fuzzy c-means algorithms. **International Journal of Advanced Computer Science and Applications**, v. 4, n. 4, p. 35-39, 2013.

GOUVA, M.; KOTROTSIOU, S.; GOURGOULIANNIS, K.; SKENTERIS, N. Perceptions of Roma People Towards Public Health System and a Classification into Homogeneous Groups Using K-means Cluster Analysis. **European Psychiatry**, v. 30, p. 621, 2015.

GUIMARÃES, A. M. **Aplicação de computação evolucionária na mineração de dados físico-químicos da água e do solo**, 2005. 134 f. Tese (Doutorado em Agronomia). Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho", Botucatu, 2005.

HESPANHOL, R. M. **Caracterização dos fatores contribuintes em acidentes de pequenas aeronaves da aviação geral brasileira utilizando inteligência artificial**. 2016. 82 f. Dissertação (Mestrado em Transportes) - Faculdade de Tecnologia, Universidade de Brasília – DF, 2016.

HESPANHOL R. M.; PEREIRA, D. R.; J. A. A. S, FORTES. Padrões nos Acidentes na Aviação Geral Brasileira utilizando Floresta de Caminhos Ótimos. In: SIMPÓSIO DE TRANSPORTE AÉREO, 2015. São José dos Campos. **Anais Eletrônicos...** São José dos Campos: SITRAER, 2015. Disponível em: <http://www.researchgate.net/publication/283463252_Padres_nos_Acidentes_na_Aviao_Geral_Brasileira_utilizando_Floresta_de_Caminhos_timos>. Acesso em: 03 mar. 2018.

IAC. Instituto agrônomo. **Mapa pedológico**. 2018. Disponível em: <http://www.iac.sp.gov.br/solosp/pdf/mapa_pedologico_Solos_Estado_de_Sao_Paulo.pdf>. Acesso em: 15 jul 2018.

IEA. Instituto de Economia Agrícola. **Cana de açúcar**. 2018a. Disponível em: <<http://ciagri.iea.sp.gov.br/nia1/cadeia/cadeiaCana.aspx>>. Acesso em: 05 fev. 2019

IEA. Instituto de Economia Agrícola. **Estatísticas da Produção Paulista**. 2018b. Disponível em: <http://ciagri.iea.sp.gov.br/nia1/subjetiva.aspx?cod_sis=1&idioma=1>. Acesso em: 06 fev. 2018.

IEA. Instituto de Economia Agrícola. **Quem somos**. 2019. Disponível em: <<http://www.iea.agricultura.sp.gov.br/out/instituto2.html>>. Acesso em: 26 jan. 2019.

JAIN, A. K.; DUBES, R. C. **Algorithms for clustering data**. NJ, Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1988.

JANK, M. S.; NASSAR, A. M.; TACHINARDI, M. H. Agronegócio e comércio exterior brasileiro. **Revista USP**, n. 64, p. 14-27, 2005.

JAVADI, S.; HASHEMY, S. M.; MOHAMMADI, K.; HOWARD, K. W. F.; NESHAT, A. Classification of aquifer vulnerability using K-means cluster analysis. **Journal of hydrology**, v. 549, p. 27-37, 2017.

KORB, V.; ROSA, C. P.; GUERRA, D.; SANTOS, J. S.; SOUZA, E. L. Produtividade de cultivares de cana-de-açúcar de ciclo precoce na região noroeste do rio grande do sul. **Salão do Conhecimento**, v. 2, n. 2, 2016.

KUANAR, S. K.; RANGA, K. B.; CHOWDHURY, A. S. Multi-view video summarization using bipartite matching constrained optimum-path forest clustering. **IEEE Transactions on Multimedia**, v. 17, n. 8, p. 1166-1173, 2015.

LI, C.; SUN, L.; JIA, J.; CAI, Y.; WANG, X. Risk assessment of water pollution sources based on an integrated K-means clustering and set pair analysis method in the region of Shiyang, China. **Science of the Total Environment**, v. 557, p. 307-316, 2016.

LIBBRECHT, M. W.; NOBLE, W. S. Machine learning applications in genetics and genomics. **Nature Reviews Genetics**, v. 16, n. 6, p. 321, 2015.

LIU, G.; YANG, J.; HAO, Y.; ZHANG, Y. Big data-informed energy efficiency assessment of China industry sectors based on K-means clustering. **Journal of Cleaner Production**, v. 183, p. 304-314, 2018.

LUDKE, M.; ANDRÉ, M. E. D. A. **Pesquisa em Educação: abordagens qualitativas**. São Paulo: E.P.U., 1986.

LUGER, G. F. **Inteligência artificial**. 6. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2014.

MAHELA, O. P.; SHAIK, A. G. Power quality recognition in distribution system with solar energy penetration using S-transform and Fuzzy C-means clustering. **Renewable energy**, v. 106, p. 37-51, 2017.

MARSLAND, S. **Machine learning: an algorithmic perspective**. CRC press, 2015.

MARTINS, G. B.; PEREIRA, D. R.; ALMEIDA, J. G. OPFSumm: on the video summarization using Optimum-Path Forest. **Multimedia Tools and Applications**, p. 1-17, 2018.

MASCARENHAS, S. A. **Metodologia científica**. São Paulo: Pearson Brasil, 2012.

MENDONÇA, M. L. O papel da Agricultura nas Relações Internacionais e a Construção do Conceito de Agronegócio. **Contexto Internacional**, v. 37, n. 2, p. 375, 2015.

MIRANDA, L. L.; VASCONCELOS, A. C. M. D.; LANDEL, M. G. A. **Cana de açúcar**. Campinas: Instituto Agrônômico de Campinas, 2010.

MITCHELL, T. M. **Machine learning**. New York: WCB, 1997.

MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre Aprendizado de Máquina. In: REZENDE, S. O. **Sistemas Inteligentes - Fundamentos e Aplicações**. Barueri: Manole Ltda, 2003. p. 89-114.

MONFORT, J. La recherche des filières de production. *Economie et Documents*. n. 67. INSEE, França, 93p. 1983.

NALDI, M. C.; CAMPELLO, R. J. G. B. Evolutionary K-means for distributed data sets. **Neurocomputing**, v. 127, p. 30-42, 2014.

NUNES, D. H. F. **Um breve estudo sobre o algoritmo K-means**. Coimbra: UC, 2016. 50 f. Dissertação (mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Matemática, Universidade de Coimbra, Coimbra, 2016.

NUNES, T. M.; COELHO, A. L. V.; LIMA, C. A. M.; PAPA, J. P.; ALBUQUERQUE, V. H. C. EEG signal classification for epilepsy diagnosis via optimum path forest–A systematic assessment. **Neurocomputing**, v. 136, p. 103-123, 2014.

PAPA, J. P. **Classificação Supervisionada de Padrões Utilizando Florestas de Caminhos Ótimos**. 2008. 58 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) – Universidade estadual de Campinas. Campinas - SP.

PAPA, J. P.; FERNANDES, S. E. N.; FALCAO, A. X. Optimum-path forest based on K-connectivity: Theory and applications. **Pattern Recognition Letters**, v. 87, p. 117-126, 2017.

PARASTAR, H.; BAZRAFSHAN, A. Fuzzy C-means clustering for chromatographic fingerprints analysis: A gas chromatography–mass spectrometry case study. **Journal of Chromatography A**, v. 1438, p. 236-243, 2016.

PASSADOR, J. L.; ROSA, A. A.; PASSADOR, C. S. A Comercialização na agroindústria de pequeno porte: a agricultura familiar em evidência: o caso de Londrina. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 42., 2004, Cuiabá: **Dinâmicas Setoriais e Desenvolvimento Regional**, 2004. Disponível em: <<http://www.sober.org.br/palestra/12/02O094.pdf>>. Acesso em: 28 abr. 2018.

PASSOS JÚNIOR, L. A.; RAMOS, C. C. O.; RODRIGUES, D.; PEREIRA, D. R.; SOUZA, A. N.; COSTA, K. A P.; PAPA, J. P. Unsupervised non-technical losses identification through optimum-path forest. **Electric Power Systems Research**, v. 140, p. 413-423, 2016.

PEREIRA, T. S. **Uso de inteligência artificial para estimativa da capacidade de suporte de carga do solo**. 2017. 179 f. Tese (Doutorado em Engenharia Agrícola) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2017.

PIMENTEL, B. A.; SOUZA, R. M. C. R. A multivariate fuzzy c-means method. **Applied Soft Computing**, v. 13, n. 4, p. 1592-1607, 2013.

PIMENTEL, E. P.; FRANÇA, V. F.; OMAR, N. A identificação de grupos de aprendizes no ensino presencial utilizando técnicas de clusterização. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA NA EDUCAÇÃO, 14., 2003, Rio de Janeiro. **Anais eletrônicos...** Rio de Janeiro: SBC, 2003. Disponível em: <<http://www.nce.ufrj.br/sbie2003/publicacoes/paper52.pdf>>. Acesso em: 02. fev. 2018.

PISANI, R. J.; Nakamura, R. Y. M.; Riedel, P. S.; Zimback, C. R. L. Falcão, A. X.; PAPA, J. P. Toward Satellite-Based Land Cover Classification Through Optimum-Path Forest. **IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing**, v. 52, n. 10, p. 6075-6085, 2014.

RUSSELL, S.; NORVIG, P. **Inteligência Artificial**. 3. ed., Elsevier Brasil, 2013.

SANTOS, R. C.; GALO, M.; TACHIBANA, V. M. CLASSIFICATION OF LIDAR DATA OVER BUILDING ROOFS USING K-MEANS AND PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 24, n. 1, p. 69-84, 2018.

SCHWAMMLE, V.; JENSEN, O. N. A simple and fast method to determine the parameters for fuzzy c-means cluster analysis. **Bioinformatics**, v. 26, n. 22, p. 2841-2848, 2010.

SHAFEEQ, B. M. A.; HAREESHA, K. S. Dynamic Clustering of Data with Modified K-means Algorithm. **IPCSIT**, Singapore, v. 27, p. 221-225, 2012.

SILVA, A. J.; MONTEIRO, M. S. L.; LIMA, E. B. Difusão do agronegócio no Brasil: estratégias governamentais. **Universidade Federal do Piauí (UFPI)**, p. 47, 2015.

SILVA, A. B. M.; PORTUGAL, M. S.; CECHIN, A. L. Redes neurais artificiais e Análise de Sensibilidade: uma aplicação à demanda de importações brasileira. **REVECAP**, v. 5 n. 4, 2001. Disponível em: <http://www.ufrgs.br/ppge/pcientifica/2000_11.pdf>. Acesso em: 20 mar. 2018.

SILVA, I. S.; SPRITZER, I. M. P. A.; OLIVEIRA, W. P. A importância da Inteligência Artificial e dos Sistemas Especialistas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ENSINO DE ENGENHARIA, 32. 2004. Brasília. **Dando forma a uma nova realidade**. Brasília: COBENGE, 2004. Disponível em: <http://www.abenge.org.br/CobengeAnteriores/2004/artigos/09_158.pdf>. Acesso em: 08 fev. 2018.

SOUZA, W. A.; LOTUFO R. A.; RITTNER L. **Análise comportamental da Optimum-Path Forest em diferentes funções métricas**. 2012. 6 f. Monografia (Especialização) – Universidade de Campinas, Campinas - SP.

STETCO, A.; ZENG, X.; KEANE, J. Fuzzy C-means++: fuzzy C-means with effective seeding initialization. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 21, p. 7541-7548, 2015.

TANG, J. R.; ISA, N. A. M.; CH'NG, E. S. A Fuzzy-C-Means-Clustering Approach: Quantifying Chromatin Pattern of Non-Neoplastic Cervical Squamous Cells. **PloS one**, v. 10, n. 11, p. e0142830, 2015.

UNICAMP. Universidade Estadual de Campinas. **Instituto de Computação**. Disponível em: <<http://www.ic.unicamp.br/>>. Acesso em 03 mar. 2018.

VILELA, R. A. G.; LAAT, E.; LUZ, V. G.; SILVA, A. J. N.; TAKAHASHIM. A. C. Pressão por produção e produção de riscos: a “maratona” perigosa do corte manual da cana-de-açúcar. **Revista Brasileira de Saúde Ocupacional**, v. 40, n. 131, 2015. Disponível em: < <http://www.redalyc.org/html/1005/100541506005/>>. Acesso em: 07 jan. 2018.

WANG, Q. WU, B.; STEIN, A.; ZHU, L.; ZENG, Y. Soil depth spatial prediction by fuzzy soil-landscape model. **Journal of Soils and Sediments**, v. 18, n. 3, p. 1041-1051, 2018.

WITTEN, I. H.; FRANK, E. **Data mining: practical machine learning tools and techniques**. 2. ed.: Morgan Kaufmann, 2005.

WIVES, L. K. **Utilizando conceitos como descritores de textos para o processo de identificação de conglomerados (clustering) de documentos**. 2004.136 f. Tese (Doutorado em Computação) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre – RS.

XUE, M.; ZHOU, L.; KOJIMA, N.; MUCHANGOS L. S.; MACHIMURA T.; TOKAI, A. Application of fuzzy c-means clustering to PRTR chemicals uncovering their release and toxicity characteristics. **Science of The Total Environment**, v. 622, p. 861-868, 2018.

YIN, J.; SUN, H.; YANG, J.; GUO, Q. Comparison of K-means and fuzzy c-Means algorithm performance for automated determination of the arterial input function. **PloS one**, v. 9, n. 2, p. e85884, 2014.

ZARINBAL, M.; ZARANDI, M. H F.; TURKSEN, I. B. Relative entropy fuzzy c-means clustering. **Information Sciences**, v. 260, p. 74-97, 2014.

ZYLBERSZTAJN, D. **Estrutura de governança e coordenação do agribusiness: uma aplicação da nova economia das instituições**. São Paulo, 1995. Tese (Livro Docência em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. Universidade de São Paulo. 1995.

ZUPERKU, E. J.; PRKIC, I.; STUCKE, A. G.; MILLER, J. R.; HOPP, F. A.; STUTH, E. A. Automatic classification of canine PRG neuronal discharge patterns using K-means clustering. **Respiratory physiology & neurobiology**, v. 207, p. 28-39, 2015.

APÊNDICE A – MUNICÍPIOS COM ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS.

Municípios com estações meteorológicas		
Aguai	Guapiaçu	Pereiras
Águas de Santa Bárbara	Guará	Peruíbe
Altinópolis	Guaraçaí	Piacatu
Américo de Campos	Guaraci	Piedade
Amparo	Guaratã	Pindamonhangaba
Andradina	Guararapes	Pindorama
Angatuba	Guararema	Piquerobi
Anhembi	Guaratinguetá	Piracaia
Aparecida D'Oeste	Guareí	Piracicaba
Araçatuba	Guataparã	Pirajuí
Araraquara	Iacanga	Pirangi
Araras	Iacri	Pirapozinho
Arco-Íris	Ibirá	Pirassununga
Arealva	Ibitinga	Pitangueiras
Areias	Igarapava	Planalto
Ariranha	Ilhabela	Platina
Artur Nogueira	Inúbia Paulista	Pompéia
Avanhandava	Iracemópolis	Populina
Avaré	Irapuã	Porto Feliz
Bananal	Itaberá	Potirendaba
Barbosa	Itaí	Pradópolis
Bariri	Itapetininga	Presidente Bernardes
Barra do Turvo	Itapeva	Presidente Epitácio
Barretos	Itápolis	Presidente Prudente
Bastos	Itapuí	Quatá
Batatais	Itapura	Queiroz
Bauru	Itatiba	Rancharia
Bebedouro	Itatinga	Regente Feijó
Bernardino de Campos	Itu	Reginópolis
Boa Esperança do Sul	Ituverava	Registro
Bofete	Jaboticabal	Ribeira
Boituva	Jacareí	Ribeirão Bonito
Borá	Jacupiranga	Ribeirão do Sul
Borborema	Jales	Rifaina
Borebi	Jardinópolis	Rio Claro
Botucatu	Jaú	Riolândia
Bragança Paulista	José Bonifácio	Riversul
Brejo Alegre	Jundiaí	Rosana
Brotas	Junqueirópolis	Rubiácea
Buri	Lagoinha	Sandovalina
Buritama	Lavínia	Santa Albertina
Cabrália Paulista	Limeira	Santa Bárbara D'Oeste
Cachoeira Paulista	Lins	Santa Cruz da Esperança
Caconde	Lucélia	Santa Cruz das Palmeiras
Cafelândia	Luiz Antônio	Santa Cruz do Rio Pardo
Caiabu	Macatuba	Santa Fé do Sul

Caiuá	Macaubal	Santa Maria da Serra
Cajati	Macedônia	Santa Rita do Passa Quatro
Campinas	Magda	Santo Anastácio
Campos Novos Paulista	Marabá Paulista	Santo Antônio da Alegria
Cananéia	Maracaí	Santo Antônio de Posse
Cândido Mota	Marília	Santo Antônio do Aracanguá
Capela do Alto	Mirandópolis	São Carlos
Capivari	Mirante do Paranapanema	São João da Boa Vista
Cardoso	Mococa	São João do Pau D'alho
Casa Branca	Monte Alto	São Joaquim da Barra
Cássia dos Coqueiros	Monte Aprazível	São José do Rio Pardo
Castilho	Morro Agudo	São José do Rio Preto
Catanduva	Motuca	São Luiz do Paraitinga
Catiguá	Nantes	São Manuel
Charqueada	Narandiba	São Pedro
Chavantes	Natividade da Serra	São Pedro do Turvo
Clementina	Nova Granada	São Sebastião
Colina	Novo Horizonte	São Sebastião da Gramma
Colômbia	Nuporanga	São Simão
Corumbataí	Olímpia	Sarutaiá
Cosmorama	Orlândia	Serra Negra
Cravinhos	Oscar Bressane	Sertãozinho
Cruzália	Ourinhos	Socorro
Descalvado	Ouro Verde	Sorocaba
Dobrada	Pacaembu	Sud Mennucci
Dumont	Palestina	Tabatinga
Eldorado	Palmeira D'Oeste	Taguaí
Emilianópolis	Palmital	Tambaú
Espírito Santo do Pinhal	Paraguaçu Paulista	Taquarituba
Estiva Gerbi	Paraibuna	Tatuí
Fernando Prestes	Paranapanema	Teodoro Sampaio
Fernandópolis	Paulínia	Tietê
Franca	Paulistânia	Tupã
Gastão Vidigal	Paulo de Faria	Ubarana
Gavião Peixoto	Pederneiras	Ubirajara
General Salgado	Pedra Bela	Urânia
Getulina	Pedregulho	Urupês
Guaíçara	Penápolis	Valparaíso
Guaíra	Pereira Barreto	Votuporanga

Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE B – MUNICÍPIOS QUE NÃO POSSUEM ESTAÇÕES METEOROLÓGICAS PRÓPRIAS E OS MUNICÍPIOS LIMÍTROFES A ELES DOS QUAIS FORAM ADOTADOS OS DADOS PLUVIOMÉTRICOS E DE TEMPERATURA.

Municípios sem Estação Meteorológica	Município limítrofe com Estação Meteorológica
Adamantina	Valparaíso
Adolfo	Ubarana
Águas Da Prata	São João Da Boa Vista
Águas De Lindóia	Socorro
Agudos	Bauru
Alambari	Itapetininga
Altair	Guaraci
Alto Alegre	Penápolis
Álvares Florence	Cardoso
Álvares Machado	Presidente Prudente
Americana	Limeira
Américo Brasiliense	Araraquara
Analândia	Descalvado
Anhumas	Presidente Prudente
Araçoiaba da Serra	Sorocaba
Aramina	Ituverava
Arandu	Avaré
Arapeí	Bananal
Areiópolis	Macatuba
Aspásia	Urânia
Assis	Paraguaçu Paulista
Atibaia	Bragança Paulista
Auriflama	Palmeira D'Oeste
Avaí	Bauru
Bady Bassitt	São José do Rio Preto
Balbinos	Paulo de Faria
Bálsamo	Monte Aprazível
Barra Bonita ²	Jaú
Barrinha	Dumont
Bento de Abreu	Guararapes
Bilac	Clementina
Birigui	Buritama
Bocaina	Bariri
Boracéia	Pederneiras
Braúna	Penápolis
Brodowski	Batatais

² Barra Bonita: Foi utilizada a estação meteorológica do município de Jaú apenas nos anos de 2008, 2009 e 2010, pois no período de 2011 até 2017 existem dados de estação meteorológica no próprio município de Barra Bonita.

Buritizal	Igarapava ³
Cabreúva	Jundiáí
Caçapava	São José dos Campos
Cajobi	Olímpia ⁴
Cajuru	Altinópolis
Campina do Monte Alegre	Paranapanema
Cândido Rodrigues	Fernando Prestes
Canitar	Chavantes
Cedral	São José do Rio Preto
Cerqueira César	Avaré
Cerquilha	Tietê
Cesário Lange	Pereiras
Conchal	Araras
Conchas	Bofete
Cordeirópolis	Araras
Coroados	Clementina
Coronel Macedo	Taquarituba
Cosmópolis	Artur Nogueira
Cristais Paulista	Pedregulho
Dirce Reis	Jales
Divinolândia	São José do Rio Pardo
Dois Córregos	Brotas
Dolcinópolis	Jales
Dourado	Boa Esperança do Sul
Dracena	Junqueirópolis
Duartina	Cabralia Paulista
Echaporã	Marília
Elias Fausto	Capivari
Elisiário	Catanduva
Embaúba	Catanduva ⁵
Engenheiro Coelho	Artur Nogueira
Espírito Santo do Turvo	Paulistânia
Estrela do Norte	Narandiba
Estrela D'Oeste	Fernandópolis
Euclides da Cunha Paulista	Teodoro Sampaio
Fartura	Taguaí
Fernão	Ubirajara
Flora Rica	Junqueirópolis
Floreal	Magda
Flórida Paulista	Pacaembu
Florínea	Cândido Mota
Gabriel Monteiro	Guararapes
Gália	Ubirajara

³ Igarapava: Foi utilizada a estação meteorológica do município de Igarapava apenas nos anos de 2008 até 2013, pois no período de 2014 até 2018 existem dados de estação meteorológica no próprio município de Buritizal.

⁴ Olímpia fica localizado a 19 quilômetros de Cajobi, não sendo um município limítrofe. Olímpia foi escolhido, pois os municípios limítrofes a Cajobi também não possuem estação meteorológica.

⁵ Catanduva fica localizado a 22 quilômetros de Embaúba, não sendo um município limítrofe. Catanduva foi escolhido, pois os municípios limítrofes a Embaúba não possuem estação meteorológica.

Glicério	Brejo Alegre
Guaimbê	Getulina
Guarani D'Oeste	Fernandópolis
Guariba	Jaboticabal
Guzolândia	Palmeira D'Oeste
Herculândia	Tupã
Holambra	Santo Antônio de Posse
Hortolândia	Campinas
Iaras	Avaré
Ibaté	São Carlos
Ibirarema	Campos Novos Paulista
Icém	Guaraci
Iepê	Nantes
Igaraçu do Tietê	São Manuel
Igaratá	Jacareí
Ilha Solteira	Itapura
Indaiatuba	Campinas
Indiana	Caiabu
Indiaporã	Macedônia
Ipaussu	Chavantes
Iperó	Boituva
Ipeúna	São Carlos
Ipiquá	São José do Rio Preto
Iporanga	Barra do Turvo
Ipuã	Guará
Irapuru	Junqueirópolis
Itajobi	Catanduva
Itaju	Ibitinga
Itaóca	Ribeira
Itapira	Espírito Santo do Pinhal
Itaporanga	Riversul
Itirapina	Corumbataí
Itirapuã	Franca ⁶
Itobi	São José do Rio Pardo
Itupeva	Campinas
Jaborandi	Barretos
Jaci	José Bonifácio
Jaguariúna	Campinas
Jarinu	Itatiba
Jeriquara	Pedregulho
Joanópolis	Piracaia
João Ramalho	Rancharia
Júlio Mesquita	Marília
Jumirim	Tietê
Laranjal Paulista	Tietê
Leme	Pirassununga

⁶ Franca fica localizado a 22 quilômetros de Itirapuã, não sendo um município limítrofe. Franca foi escolhido, pois os municípios limítrofes a Itirapuã não possuem estação meteorológica.

Lençóis Paulista	Macatuba
Lindóia	Serra Negra
Lourdes	Buritama
Louveira	Jundiáí
Lucianópolis	Ubirajara
Luiziânia	Getulina
Lutécia	Pompéia
Manduri	Águas de Santa Bárbara
Marapoama	Urupês
Mariápolis	Presidente Prudente
Marinópolis	Palmeira D'Oeste
Martinópolis	Nantes
Matão	Dobrada
Mendonça	Irapuã
Meridiano	Fernandópolis
Mesópolis	Santa Albertina
Miguelópolis	Ituverava
Mineiros do Tietê	Jaú
Mira Estrela	Macedônia
Mirassol	São José do Rio Preto
Mirassolândia	Palestina
Mogi Guaçu	Aguai
Mogi Mirim	Santo Antônio de Posse
Mombuca	Capivari
Monções	Macaubal
Monte Alegre do Sul	Serra Negra
Monte Azul Paulista	Bebedouro
Monte Castelo	São João do Pau D'alho
Monte Mor	Campinas
Murutinga do Sul	Andradina
Nazaré Paulista	Piracaia
Neves Paulista	José Bonifácio
Nhandeara	Monte Aprazível
Nipoã	José Bonifácio
Nova Aliança	Potirendaba
Nova Canaã Paulista	Santa Fé do Sul
Nova Castilho	General Salgado
Nova Europa	Gavião Peixoto
Nova Guataporanga	São João do Pau D'Alho
Nova Independência	Andradina
Nova Luzitânia	Gastão Vidigal
Nova Odessa	Santa Bárbara D'Oeste
Novais	Catiguá
Ocaçu	Campos Novos Paulista
Óleo	Santa Cruz do Rio Pardo
Onda Verde	Nova Granada
Oriente	Marília
Orindiúva	Nova Granada

Oswaldo Cruz	Inúbia Paulista
Ouroeste	Populina
Palmares Paulista	Catanduva
Panorama	Presidente Epitácio
Paraíso	Pirangi
Paranapuã	Populina
Parapuã	Rancharia
Pardinho	Bofete
Pariquera-Açu	Jacupiranga
Parisi	Votuporanga
Patrocínio Paulista	Franca
Paulicéia	Castilho
Pedranópolis	Cardoso
Pedreira	Amparo
Pedrinhas Paulista	Cruzália
Piraju	Bernardino de Campos
Piratininga	Bauru
Poloni	Monte Aprazível
Pongaí	Reginópolis
Pontal	Pitangueiras
Pontalinda	Jales
Pontes Gestal	Riolândia
Porangaba	Pirassununga
Pracinha	Inúbia Paulista
Pratânia	Botucatu
Presidente Alves	Pirajuí
Presidente Venceslau	Ouro Verde
Promissão	Ubarana
Quadra	Pereiras
Queluz	Areias
Quintana	Pompéia
Rafard	Porto Feliz
Redenção Da Serra	São Luiz do Paraitinga
Restinga	Franca
Ribeirão Corrente	Ituverava
Ribeirão dos Índios	Santo Anastácio
Ribeirão Preto	Guatapará
Rincão	Motuca
Rinópolis	Piacatu
Rio Das Pedras	Santa Bárbara D'Oeste
Roseira	Lagoinha
Rubinéia	Santa Fé do Sul
Sabino	Lins
Sagres	Inúbia Paulista
Sales	Irapuã
Sales Oliveira	Orlândia
Salmourão	Rubiácea
Saltinho	Piracicaba

Salto	Itu
Salto Grande	Ribeirão do Sul
Santa Adélia	Itápolis
Santa Branca	Jacareí
Santa Clara D'Oeste	Santa Fé do Sul
Santa Cruz da Conceição	Pirassununga
Santa Ernestina	Dobrada
Santa Gertrudes	Rio Claro
Santa Lúcia	Araraquara ⁷
Santa Mercedes	São João do Pau D'Alho
Santa Rita D'Oeste	Santa Albertina
Santa Rosa de Viterbo	São Simão
Santa Salete	Urânia
Santana da Ponte Pensa	Palmeira D'Oeste
Santo Expedito	Presidente Prudente
Santópolis do Aguapeí	Clementina
São Francisco	Urânia
São João das Duas Pontes	Fernandópolis ⁸
São João de Iracema	General Salgado
São José da Bela Vista	Nuporanga
São José do Barreiro	Bananal
Sarapuí	Itapetininga
Sebastianópolis do Sul	Monte Aprazível
Serra Azul	São Simão
Serrana	Cravinhos
Severínia	Olímpia
Silveiras	Cachoeira Paulista
Sumaré	Paulínia
Suzanápolis	Pereira Barreto
Tabapuã	Olímpia
Taciba	Regente Feijó
Taiacu	Monte Alto
Taiuva	Jaboticabal
Tanabi	Palestina
Tapiratiba	São José do Rio Pardo
Taquaral	Pitangueiras
Taquaritinga	Jaboticabal
Tarabaí	Pirapozinho
Tarumã	Maracá
Tejupá	Taquarituba
Terra Roxa	Colina
Timburi	Sarutaiá
Torrinha	Santa Maria da Serra

⁷ Araraquara fica localizado a 15 quilômetros de Santa Lúcia, não sendo um município limítrofe. Araraquara foi escolhido, pois os municípios limítrofes a Santa Lúcia não possuem estação meteorológica.

⁸ Fernandópolis fica localizado a 18 quilômetros de São João das Duas Pontes, não sendo um município limítrofe. Fernandópolis foi escolhido, pois os municípios limítrofes a São João das Duas Pontes não possuem estação meteorológica.

Trabiju	Boa Esperança do Sul
Três Fronteiras	Santa Fé do Sul
Tupi Paulista	Junqueirópolis
Turiúba	Macaubal
Turmalina	Populina
Uchoa	Ibirá
União Paulista	Planalto
Uru	Pirajuí
Valentim Gentil	Votuporanga
Vargem	Piracaia
Vargem Grande do Sul	São Sebastião da Gramma
Viradouro	Pitangueiras
Vista Alegre do Alto	Pirangi
Vitória Brasil	Jales
Zacarias	Planalto

APÊNDICE C – QUESTIONÁRIO: INFLUÊNCIAS DOS FATORES EDAFOCLIMÁTICOS NA PRODUTIVIDADE DA CANA DE AÇÚCAR NO ESTADO DE SÃO PAULO

1. Levando em consideração os tipos de solo do estado de São Paulo, segundo o Instituto Agrônomo (IAC): Latossolos, Nitossolos, Cambissolos, Gleissolos, Espodossolos, Organossolos, Neossolos, Argissolo, Planossolo. Quais deles são os mais indicados para o plantio da cana de açúcar e quais os menos indicados?
2. Índices pluviométricos possuem influência na produtividade da cana de açúcar? Para atingir alta produtividade, o adequado são índices pluviométricos mais altos ou regiões menos chuvosas tendem a ser mais produtivas?
3. A temperatura possui influência na produtividade da cana de açúcar? Para atingir alta produtividade, o adequado são temperaturas mais altas ou mais baixas?
4. No ano de 2017, o município Morro Agudo foi o maior produtor atingindo aproximadamente 7.900 mil toneladas, Guaíra ocupou o segundo lugar com 5.700 mil toneladas e Jaboticabal foi o terceiro com 5.179 mil toneladas. Quais são as principais características que fazem com que esses municípios sejam grandes produtores de cana de açúcar?
5. Alguns municípios, segundo o Instituto de Economia Agrícola (IEA), se destacam por atingir produtividade acima de 100 toneladas por hectares, como, por exemplo, Boituva (100 *t/ha*), Bragança Paulista (100 *t/ha*), Guaratinguetá (100 *t/ha*), São José do Rio Preto (100 *t/ha*), Cordeirópolis (110 *t/ha*), Iaras (110 *t/ha*), Jaci (110 *t/ha*), Itupeva (120 *t/ha*), Vargem Grande do Sul (120 *t/ha*). O que leva esses municípios a atingirem níveis de produtividade altos? Os fatores edafoclimáticos possuem influência na produtividade desses municípios?

APÊNDICE D – MATRIZ DE PERTINENCIA DOS MUNICIPIOS QUE ESTAO EM REGIAO DE FRONTEIRA DE ACORDO COM O ALGORITMO FCM.

Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5	Cluster 6	Municípios
0,4223	0,3856	0,0865	0,0469	0,0331	0,0255	BATATAIS
0,0179	0,2920	0,5473	0,0804	0,0385	0,0239	ITAJOBI
0,0212	0,5000	0,3512	0,0695	0,0354	0,0227	JARDINÓPOLIS
0,0193	0,3445	0,4937	0,0795	0,0388	0,0243	JOSÉ BONIFÁCIO
0,0209	0,5750	0,2892	0,0619	0,0322	0,0208	SÃO MANUEL
0,0209	0,5765	0,2880	0,0618	0,0321	0,0208	TAQUARITINGA
0,0050	0,0283	0,5865	0,2942	0,0591	0,0269	BOTUCATU
0,0048	0,0248	0,3243	0,5373	0,0766	0,0322	CARDOSO
0,0051	0,0271	0,3994	0,4623	0,0741	0,0320	GETULINA
0,0052	0,0276	0,4246	0,4382	0,0728	0,0317	IEPÊ
0,0052	0,0286	0,5261	0,3459	0,0651	0,0292	LAVÍNIA
0,0051	0,0271	0,4022	0,4596	0,0740	0,0320	MATÃO
0,0050	0,0262	0,3670	0,4940	0,0755	0,0322	MOCOCA
0,0050	0,0260	0,3589	0,5022	0,0758	0,0323	MONTE APRAZÍVEL
0,0050	0,0260	0,3583	0,5027	0,0758	0,0323	PATROCÍNIO PAULISTA
0,0050	0,0262	0,3670	0,4940	0,0755	0,0322	SANTA RITA DO PASSA QUATRO
0,0052	0,0276	0,4263	0,4366	0,0727	0,0316	SANTO ANTÔNIO DO ARACANGUÁ
0,0049	0,0258	0,3530	0,5081	0,0760	0,0323	TABAPUÃ
0,0018	0,0066	0,0273	0,3178	0,5838	0,0627	ÁLVARES FLORENCE
0,0018	0,0064	0,0265	0,3005	0,6023	0,0625	AMÉRICO BRASILIENSE
0,0019	0,0069	0,0293	0,3657	0,5338	0,0624	ANHEMBI
0,0020	0,0073	0,0315	0,4476	0,4517	0,0599	ARAMINA
0,0020	0,0073	0,0324	0,5206	0,3819	0,0557	AREALVA
0,0020	0,0073	0,0325	0,5548	0,3502	0,0533	AVARÉ
0,0019	0,0068	0,0284	0,3429	0,5574	0,0627	BARRA BONITA
0,0018	0,0066	0,0275	0,3211	0,5804	0,0627	BIRIGUI
0,0020	0,0073	0,0323	0,5063	0,3953	0,0567	BURITIZAL
0,0020	0,0073	0,0325	0,5343	0,3691	0,0548	DOBRADA
0,0019	0,0071	0,0301	0,3905	0,5085	0,0619	ELIAS FAUSTO
0,0020	0,0071	0,0304	0,4005	0,4984	0,0616	FLORÍNEA
0,0019	0,0072	0,0323	0,5838	0,3238	0,0510	GLICÉRIO
0,0019	0,0070	0,0298	0,3811	0,5180	0,0621	IRAPUÃ
0,0020	0,0072	0,0306	0,4093	0,4896	0,0614	ITAPURA
0,0020	0,0073	0,0325	0,5254	0,3775	0,0554	JACI
0,0020	0,0073	0,0323	0,4978	0,4034	0,0572	MINEIROS DO TIETÊ

0,0018	0,0064	0,0265	0,3005	0,6023	0,0625	NOVA INDEPENDÊNCIA
0,0020	0,0073	0,0323	0,4966	0,4045	0,0573	PAULICÉIA
0,0020	0,0073	0,0319	0,4706	0,4294	0,0587	PIRANGI
0,0019	0,0071	0,0301	0,3905	0,5085	0,0619	PIRAPOZINHO
0,0020	0,0073	0,0324	0,5190	0,3834	0,0558	POPULINA
0,0020	0,0072	0,0309	0,4182	0,4807	0,0611	PRADÓPOLIS
0,0019	0,0071	0,0301	0,3906	0,5084	0,0619	SÃO PEDRO
0,0019	0,0068	0,0288	0,3535	0,5464	0,0626	TATUÍ
0,0020	0,0072	0,0310	0,4248	0,4741	0,0608	VARGEM GRANDE DO SUL
0,0012	0,0035	0,0104	0,0386	0,3571	0,5892	ARTUR NOGUEIRA
0,0012	0,0037	0,0111	0,0445	0,5924	0,3471	BALBINOS
0,0012	0,0036	0,0110	0,0445	0,5979	0,3417	BILAC
0,0012	0,0036	0,0107	0,0402	0,3867	0,5576	BORÁ
0,0012	0,0038	0,0113	0,0445	0,5385	0,4007	BURITAMA
0,0012	0,0037	0,0108	0,0406	0,3960	0,5478	CAIUÁ
0,0012	0,0036	0,0105	0,0394	0,3715	0,5738	CANITAR
0,0012	0,0037	0,0111	0,0423	0,4389	0,5028	CRUZÁLIA
0,0012	0,0036	0,0109	0,0443	0,6122	0,3278	JERQUARA
0,0012	0,0036	0,0107	0,0404	0,3917	0,5523	MANDURI
0,0012	0,0037	0,0111	0,0446	0,5830	0,3564	MIRASSOLÂNDIA
0,0012	0,0037	0,0111	0,0424	0,4406	0,5009	MONÇÊS
0,0012	0,0036	0,0104	0,0388	0,3600	0,5861	MURUTINGA DO SUL
0,0012	0,0036	0,0104	0,0388	0,3600	0,5860	NOVA CASTILHO
0,0012	0,0037	0,0110	0,0421	0,4333	0,5086	ORIENTE
0,0012	0,0036	0,0104	0,0390	0,3636	0,5822	OSVALDO CRUZ
0,0011	0,0034	0,0100	0,0368	0,3271	0,6215	PRESIDENTE VENCESLAU
0,0012	0,0038	0,0113	0,0441	0,5066	0,4330	SAGRES
0,0012	0,0035	0,0102	0,0381	0,3480	0,5990	SANTA CRUZ DA CONCEIÇÃO
0,0012	0,0037	0,0110	0,0421	0,4333	0,5086	SANTO ANTÔNIO DA ALEGRIA
0,0012	0,0036	0,0106	0,0399	0,3816	0,5630	SANTO ANTÔNIO DE POSSE
0,0011	0,0034	0,0098	0,0360	0,3138	0,6360	TURMALINA
0,0012	0,0038	0,0113	0,0439	0,4934	0,4465	VISTA ALEGRE DO ALTO