

NICÉIAS SILVA VILELA

**USO DE GRAFO DE VISIBILIDADE PARA ANÁLISE DAS IMAGENS DE
TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DO SOLO**

**RECIFE/PE
FEVEREIRO DE 2024**



UFRPE

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA
APLICADA

USO DE GRAFO DE VISIBILIDADE PARA ANÁLISE DAS IMAGENS DE
TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DO SOLO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada da Universidade Federal Rural de Pernambuco como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada.

Área de concentração: Biometria e Estatística Aplicada

Orientador: Prof. Dr. Borko Stosic

Coorientadores: Profª. Dra. Tatijana Stosic, Prof. Dr. José Domingos Albuquerque Aguiar

RECIFE/PE
FEVEREIRO DE 2024

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal Rural de Pernambuco
Sistema Integrado de Bibliotecas
Gerada automaticamente, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

V699u

Vilela, Nicéias Silva

Uso de grafo de visibilidade para análise das imagens de tomografia computadorizada do solo / Nicéias Silva
Vilela. - 2024.
59 f. : il.

Orientador: Borko Stosic.
Coorientadora: Tatijana Stosic.
Inclui referências.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal Rural de Pernambuco, Programa de Pós-Graduação em Biometria e Estatística Aplicada, Recife, 2024.

1. Grafo de Visibilidade. 2. Tomografia Computadorizada. 3. Solo. I. Stosic, Borko, orient. II. Stosic, Tatijana, coorient. III. Título

CDD 519.5

UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DE PERNAMBUCO
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOMETRIA E ESTATÍSTICA
APLICADA

USO DE GRAFO DE VISIBILIDADE PARA ANÁLISE DAS IMAGENS DE
TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA DO SOLO

NICÉIAS SILVA VILELA

Dissertação julgada adequada para obtenção do título de Mestre em Biometria e Estatística Aplicada, defendida e aprovada por unanimidade em 23/02/2024 pela Banca Examinadora.

Orientador:

Prof. Dr. Borko Stosic
Departamento de Estatística e Informática / UFRPE

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Lucian Bogdan Bejan
Departamento de Estatística e Informática / UFRPE

Prof. Dr. José Domingos Albuquerque Aguiar
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia de Pernambuco / IFPE

Dedico esse trabalho aos meus pais.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus. Gratidão sempre à Ele por me permitir alcançar lugares tão elevados e por me sustentar nos momentos mais desafiadores da caminhada, cumprindo sempre os planos dEle para mim.

Agradeço a minha família, especialmente aos meus pais, Damião e Maria Aparecida e ao meu irmão, Guilherme, por todo apoio, compreensão, cuidado e incentivo, e por me proporcionarem sempre uma rede de apoio forte para que eu possa estudar e concretizar as minhas aspirações.

Agradeço ao meu orientador Professor Dr. Borko Stosic e meus coorientadores Professora Dr.^a Tatijana Stosic e Dr. José Domingos, por todo conhecimento repassado, pelas orientações, incentivo, auxílio e revisões dos textos para artigo e dissertação. Agradeço por acreditarem no meu trabalho, pelas importantes contribuições científicas, e palavras de apoio.

Agradeço a José Edvaldo e Lucas Amaral, doutorandos do PPGBEA, por toda ajuda, amizade e parceria durante este trabalho e por toda paciência ao esclarecer minhas dúvidas. Agradeço aos amigos do Departamento de Estatística e Informática: Iêda, Wylliam, Wenderson, Matheus, Anderson, Rafaella, Eduardo, Bruno, Rita e Walfrido. Foi muito bom conviver com vocês e ter a oportunidade de aprender que parceria científica, produtividade intelectual, e boas risadas podem conviver de forma harmoniosa.

Agradeço aos meus amigos-irmãos de longas datas pela amizade incondicional, boas vibrações, incentivo e por sempre estarem ao meu lado. Em especial, Anisley, Michele, Atanael, Thullio, Marinês, Marinalva, Jefferson e Matheus Oliveira por proporcionarem momentos de muita alegria e de conversas sempre positivas, e por toda torcida pelo meu sucesso.

Agradeço aos meus professores da graduação, Dr. Dâmocles Aurélio, Ms. Diógenes Maclyne e Dr.^a Marilene Rosa pelos pertinentes conselhos dados, incentivo e inspiração ao longo dos anos. Agradeço aos meus professores do Departamento de Estatística e Informática, Dr. Antônio Samuel, Dr. Moacyr, Dr. Paulo, Dr. Frank e Dr. Lucian Bejan, pelos ensinamentos. De modo geral, agradeço a toda equipe do DEINFO.

Agradeço a Universidade Federal Rural de Pernambuco (UFRPE), pela estrutura; à Fundação de Amparo à Ciência e Tecnologia do Estado de Pernambuco (FACEPE), pela bolsa de pesquisa; ao Departamento de Energia Nuclear da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) pela disponibilidade das imagens. Agradeço também aos membros da banca examinadora pelas contribuições para este trabalho.

“Até aqui nos ajudou o Senhor.”
- BÍBLIA SAGRADA, SAMUEL 7:12.

“Nossa maior fraqueza está em desistir. O caminho
mais certo de vencer é tentar mais uma vez.”
- THOMAS EDISON

Resumo

O solo tem sido cada vez mais estudado devido a sua estrutura desempenhar um papel vital na produção sustentável de alimentos e no bem-estar da sociedade, principalmente. Nesse sentido, é crescente a busca por uma abordagem mais holística ao uso e gestão da terra para lidar com a crescente pressão sobre os recursos do solo para a produção de alimentos e fibras sustentáveis e, ao mesmo tempo, reduzir os impactos ambientais adversos das práticas agrícolas. Tal estrutura, que pode ser descrita como o arranjo espacial ou heterogeneidade das partículas do solo, agregados e vazios ou poros, determina a funcionalidade e sustentabilidade dessa entidade natural viva essencial para a terra poder cumprir a sua função. Avanços recentes nas técnicas de imagem não destrutivas, tais como a tomografia computadorizada (TC) por raios-X, possibilitam examinar características do espaço poroso através da observação direta da estrutura do solo. Uma caracterização quantitativa da arquitetura tridimensional da morfologia do solo é crucial para compreender a mecânica do solo, à medida que se relaciona com o controle de processos biológicos, químicos e físicos em todas as escalas. Apesar dos aprimoramentos na resolução dos equipamentos de tomografia computadorizada e no poder computacional, não há consenso sobre métodos de análise de dados que permitam revelar a complexidade de todos os elementos associados às imagens 3D do solo, especialmente métodos que não requerem um limiar para segmentar imagens. Neste trabalho, propomos uma abordagem para estudar as propriedades morfológicas de solo e analisar as mudanças na estrutura do solo devido à perturbação causada pelas técnicas atuais de manejo da cana-de-açúcar, o que provoca alterações em sua estrutura, principalmente na camada superior; para isso usamos os métodos Grafo de Visibilidade (*Visibility graph* – VG) e Grafo de Visibilidade Horizontal (*Horizontal Visibility Graph* – HVG), baseado na teoria de redes complexas, que converte séries temporais em grafos por meio de um critério de visibilidade geométrico que associa cada dado da série temporal a um nó no grafo de visibilidade. Até o momento, esses dois métodos não foram utilizados na análise de imagens 3D. A análise das alterações ocorridas na estrutura é possível mediante a comparação das imagens de tomografia computadorizado do solo com cobertura de Mata Atlântica e de cana-de-açúcar. O VG e o HVG são aplicados em colunas de voxels na direção da gravidade (Z) produzindo a distribuição planar (XY) de índices topológicos. Para cada coluna de voxels foram geradas redes VG e HVG e foram calculados o Coeficiente de Agrupamento C , o Comprimento Médio do Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$ e o Grau Médio $\langle k \rangle$, que são índices usados

para descrever a topologia de redes. Resultados promissores foram obtidos com duas amostras de solo, a primeira das quais consiste em uma imagem computadorizada de solo com cobertura de Mata Atlântica, e outra de cana-de-açúcar, ambas com profundidade de 0-10cm, foram utilizadas para mostrar a eficiência dos métodos aplicados. Em termos de comparação da aplicação dos métodos HVG e VG, ambos executados para cada linha vertical de comprimento, mostraram-se eficientes e produziram resultados bastante competitivos. O índice Comprimento do menor caminho da rede HVG e Grau médio da rede VG apresentaram maior diferença entre as amostras evidenciando que estes índices são eficientes e indicados para quantificar a degradação das propriedades morfológicas de solo causadas pela mudança de cobertura vegetal.

Palavras-chaves: Grafo de Visibilidade; Tomografia Computadorizada; Solo.

Abstract

Soil has been increasingly studied due to its structure playing a vital role in sustainable food production and the well-being of society, mainly. In this sense, there is a growing search for a more holistic approach to land use and management to deal with the increasing pressure on soil resources for the production of food and, at the same time, reduce the adverse environmental impacts of agricultural practices. Such structure, which can be described as the spatial arrangement or heterogeneity of soil particles, aggregates and voids or pores, determines the functionality and sustainability of this living natural entity essential for the earth to fulfill its function. Recent advances in non-destructive imaging techniques, such as X-ray computed tomography (CT), make it possible to examine pore space characteristics through direct observation of soil structure. A quantitative characterization of the three-dimensional architecture of soil morphology is crucial to understanding soil mechanics as it relates to the control of biological, chemical, and physical processes at all scales. Despite improvements in the resolution of computed tomography equipment and computational power, there is no consensus on data analysis methods that allow revealing the complexity of all elements associated with 3D soil images, especially methods that do not require a threshold to segment images. In this work, we propose an approach to study the morphological properties of soil and analyze changes in soil structure due to the disturbance caused by current sugarcane management techniques, which causes changes in its structure, mainly in the upper layer; for this, we use the Visibility Graph (VG) and Horizontal Visibility Graph (HVG) methods, based on the theory of complex networks, which converts time series into graphs through a geometric visibility criterion that associates each data in the time series to a node in the visibility graph. To date, these two methods have not been used in 3D image analysis. Analysis of the changes occurring in the structure is possible by comparing computed tomography images of the soil with Atlantic Forest and sugar cane coverage. VG and HVG are applied to columns of voxels in the gravity direction (Z) producing the planar (XY) distribution of topological indices. For each column of voxels VG and HVG networks were generated, and the Clustering Coefficient C , the Average Shortest Path Length $\langle d_{ij} \rangle$, and the Average Degree $\langle k \rangle$ were calculated, which are indices used to describe the network topology. Promising results were obtained with two soil samples, the first of which consists of a computerized image of soil with Atlantic Forest cover, and another of sugar cane, both with a depth of 0-10cm, were used to show the efficiency of the methods applied. In terms of

comparing the application of the HVG and VG methods both performed for each vertical column of voxels proved to be efficient and produced very competitive results. The index Average shortest path length of the HVG network and the Average degree of the VG network showed the greatest difference between the samples, showing that these indices are efficient and suitable for quantifying the degradation of soil morphological properties caused by changes in vegetation cover.

Keywords: Visibility Graph, Computed Tomography, Soil.

Lista de Figuras e Tabelas

Figure 1. Representação de um grafo não direcionado (a) e direcionado (b)	33
Figure 2. Estrutura de rede World Wide Web (a) e da internet (b)	33
Figure 3. Exemplo ilustrativo de uma série temporal é representada por barras verticais (na parte de cima), e seu grafo de visibilidade correspondente é gerado pelo algoritmo VG (na parte de baixo)	36
Figura 4: Exemplo ilustrativo de uma série temporal indicada por barras verticais (a) e seu correspondente grafo de visibilidade gerado pelo algoritmo HVG (b)	37
Figura 5: Exemplo ilustrativo de uma imagem 3D, em destaque um voxel	42
Figura 6: Exemplo ilustrativo de (a) uma imagem bidimensional e (b) uma imagem tridimensional com uma linha destacada na direção Z	43
Figura 7: Valores do expoente VG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.	46
Figura 8: Valores do expoente VG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de Mata Atlântica, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.	47
Figura 9: Histogramas dos índices calculados a partir das métricas do método VG para as duas amostras	47
Figura 10: Valores do expoente HVG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.	50

Figura 11: Valores do expoente HVG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de Mata Atlântica, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta. 51

Figura 12: Histogramas dos índices calculados a partir das métricas do método HVG para as duas amostras. 51

Tabela 1: Estatísticas descritivas das medidas topológicas da rede do VG obtida da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar (CA) e de Mata Atlântica (MA). 46

Tabela 2: Estatísticas descritivas das medidas topológicas da rede do HVG obtida da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar (CA) e de Mata Atlântica (MA). 50

Lista de Siglas e Abreviações

BSR	Sub-região biogeográfica (<i>Biogeographic subregion</i>)
C	Carbono
CH₄	Metano
CA	Cana-de-açúcar
CO₂	Dióxido de carbono
GEE	Gases de efeito estufa
HVG	Grafo de Visibilidade Horizontal (<i>Horizontal Visibility Graph</i>)
LACUNA	Laboratório de Modelagem Estatística e Computacional de fenômenos Naturais Complexos
MT	Mata Atlântica
N₂O	Óxido nitroso
PE	Pernambuco
PPGBEA	Programa de Pós-graduação em Biometria e Estatística Aplicada
RBMA	Reserva da Biosfera da Mata Atlântica
TC	Tomografia Computadorizada
UFPE	Universidade Federal de Pernambuco
UFRPE	Universidade Federal Rural de Pernambuco
VG	Grafo de Visibilidade (<i>Visibility Graph</i>)

Sumário

1 INTRODUÇÃO	17
1.1 Objetivos	20
1.1.1 Objetivo geral	20
1.1.2 Objetivos específicos	20
1.2 Estrutura da dissertação	20
2 REVISÃO DE LITERATURA	21
2.1 Estrutura do solo	21
2.2 Mata Atlântica	23
2.3 Cana-de-açúcar	26
2.4 Tomografia computadorizada	30
2.5 Redes complexas	32
2.6 Transformação das séries temporais em redes complexas	34
2.7 Grafos de visibilidade	35
2.7.1 Critério de visibilidade do Grafo de Visibilidade	35
2.8 Grafo de Visibilidade Horizontal	36
2.8.1 Critério de visibilidade Grafo de Visibilidade Horizontal	37
2.9 Índices topológicos do Grafo de Visibilidade	38
2.9.1 Coeficiente da distribuição de grau de nó	38
2.9.2 Coeficiente de Agrupamento	39
2.9.3 Comprimento Médio do Menor Caminho	40
3 MATERIAIS E MÉTODOS	41
3.1 Local, coleta e preparo das amostras	41

3.2 Escaneamento das amostras via TC	41
3.3 Metodologia	42
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	45
4.1 <i>Visibility graph</i> (VG)	45
4.2 <i>Horizontal Visibility Graph</i> (HVG)	49
4.3 Comparação dos índices das redes VG e HVG	52
5 CONCLUSÕES	54
REFERÊNCIAS	55

1 INTRODUÇÃO

A degradação dos solos, decorrente de mudanças no uso da terra, impulsionadas por fatores econômicos, é uma preocupação significativa para o futuro em muitas partes do mundo. Mais especificamente, a alteração no uso da terra pode ter impactos negativos em funções essenciais do solo, como armazenagem, dispersão e reciclagem de nutrientes, estoque de carbono e emissões de gases do efeito estufa, resistência à erosão, retenção de água, drenagem e filtragem (BORDONAL et al., 2018; HAGHIGHI; GORJI; SHORAFI, 2010; PIRES et al., 2017; SCHESSL; SILVA; GOTTSBERGER, 2008). Além disso, a biodiversidade das florestas também pode ser prejudicada por mudanças sistemáticas no uso do solo (HADDAD et al., 2015). Por outro lado, a pobreza e o crescimento populacional estão impulsionando uma demanda cada vez maior por recursos naturais indiscriminados nos países em desenvolvimento. A busca por pastagens, madeira, lenha e cultivos está levando à conversão alarmante de florestas tropicais em terras agrícolas. Esta situação requer análises abrangentes sobre o impacto da devastação e mudança de uso da terra na qualidade do solo de forma geral. O questionamento central é se o cultivo em áreas desmatadas pode resultar em degradação permanente da produtividade do solo. Os elementos ecologicamente sensíveis do ecossistema tropical podem não ser capazes de atenuar os efeitos das práticas agrícolas (BRONICK; LAL, 2005). Por isso, uma avaliação ampla das propriedades do solo é essencial para a detecção precoce e mitigação dos efeitos adversos das alterações ocorridas no solo.

Os impactos das mudanças no uso da terra foram investigados principalmente com foco nas propriedades físicas, químicas e biológicas (BRONICK; LAL, 2005; HAGHIGHI; GORJI; SHORAFI, 2010), enquanto menos estudos foram dedicados às mudanças na estrutura do solo (CARTER, 2004; AGUIAR et al., 2023). Este último tem o controle sobre suas funções, e a mensuração da arquitetura do solo pode ser encarada como uma chave para uma melhor compreensão dos fenômenos complexos e dinâmicos que regem essas funções. Dessa forma, uma descrição e mensuração abrangentes das funções do solo dependem de um profundo entendimento de características como a distribuição tridimensional dos componentes, sua conectividade, organização hierárquica e complexidade.

Uma das técnicas de avaliação das funções dos solos por imagens que têm se mostrado bastante eficiente e não destrutiva (SOTO-GÓMEZ et al., 2020) é a tomográfica computadorizada (CT), que utiliza raios-X e computadores para registrar imagens

bidimensionais de múltiplas fatias. A abordagem não destrutiva fornece detalhes da estrutura interna e intacta de blocos de solos, gerando imagens 3D com resolução micrométrica, de modo que permite quantificar tanto a verdadeira heterogeneidade quanto os detalhes mais sutis da arquitetura porosa (HELLIWELL et al., 2013). O primeiro aparelho de tomografia computadorizada foi desenvolvido por Godfrey Hounsfield no início da década de setenta do século passado (HOUNSFIELD, 1973). A invenção deste equipamento foi a base para o Prémio Nobel que ele obteve em 1979. No entanto, outra contribuição decisiva para a TC foi dada dez anos antes do trabalho de Hounsfield por Cormack (1963), que também ganhou o Prémio Nobel de Medicina com Hounsfield. Cormack desenvolveu a base matemática para a reconstrução de imagens e aplicou-a para simular corpos simples de interesse médico, como a cabeça humana. Após quase uma década, em 1982, houve a primeira aplicação registrada de TC em campo de solo com a análise da densidade de uma amostra de solo (PETROVIC; SIEBERT; RIEKE, 1982). Desde então, a TC se mostrou uma ferramenta poderosa cujo fornece dados que não podem ser obtidos por outros meios (HELLIWELL et al., 2013). Estes dados fornecem uma boa compreensão das mudanças estruturais do solo como efeito de processos antrópicos, como aração do solo, compactação e impermeabilização do solo (TAINA; HECK; ELLIOT, 2007).

Sob uma perspectiva de natureza estrutural, o solo pode ser definido como um arranjo de componentes sólidos e vazios (CARTER, 2004). O arranjo destes componentes associado a variabilidade natural da atenuação dos raios-x que são capazes de evidenciar um mesmo elemento, fornece um desafio ainda maior na segmentação. Embora tenham ocorrido progressos na resolução dos equipamentos de tomografia computadorizada e no poder computacional, ainda não há acordo sobre quais métodos de análise de dados podem revelar a complexidade de todos os elementos relacionados às imagens tridimensionais do solo, especialmente métodos que dispensam a necessidade de um valor de limite para segmentar as imagens. Neste contexto, este trabalho contribui com a literatura existente ao analisar imagens de tomografia computadorizada do solo, porém traz uma nova compreensão da complexidade das propriedades morfológicas do solo com base na análise de 3D utilizando análise de redes complexas de séries temporais. Até o momento, este método não foi utilizado na análise de imagens 3D.

A análise de redes complexas de séries temporais tem sido amplamente adotada para solucionar problemas desafiadores em várias áreas de estudo (ZOU et al., 2019). Assim como a identificação de comportamentos complexos de séries temporais não lineares, trata-se de

uma problemática de grande relevância contínua, em razão da sua importância em diferentes áreas (BOX et al., 2016; LIU et al., 2021) que buscam cada vez mais compreender a dinâmica de processos estocásticos e caóticos (LUQUE et al., 2009). Dessa forma, a junção da abordagem de estudo de séries temporais não lineares com a teoria das redes complexas, já amplamente aceita no âmbito das ciências de sistemas complexos que possuem conexões sólidas com a dinâmica não linear e a física estatística, tornou-se um campo importante na análise de séries temporais não lineares com uma variedade de aplicações em várias disciplinas (ZOU et al., 2019).

Para que técnicas complexas possam ser aplicadas às séries temporais, é necessário convertê-las em uma representação de rede utilizando um algoritmo que defina vértices e arestas. Existem, pelo menos, três métodos baseados em lógicas diferentes para isso: similaridade estatística mútua, que produz redes de proximidade; convexidade de observações sucessivas, que resulta em grafos de visibilidade; e probabilidades de transição, que gera redes de transição (ZOU et al., 2019). O Grafo de Visibilidade (VG) (LACASA et al., 2008) e sua extensão, o Grafo de Visibilidade Horizontal (HVG) (LUQUE et al., 2009), são algoritmos que mapeiam uma série temporal em uma rede complexa, por meio de um critério de visibilidade, e têm sido reconhecidos como ferramentas eficientes para investigar a dinâmica de sistemas complexos reais a partir de séries temporais (GAO et al., 2016). Nos últimos anos, o HVG se tornou um método amplamente conhecido devido à sua simplicidade e aos bons resultados obtidos na análise de dados reais e gerados artificialmente (CAI et al., 2019; IACOBELLO et al., 2019; JAIN; GANESAN, 2021; NASROLAHZADEH; MOHAMMADPOORY; HADDADNIA, 2023; NUNES et al., 2021 SOLOVIEV; SOLOVIEVA; TULIAKOVA, 2019), porém, ainda não foi utilizado nos estudos de imagens de tomografia computadorizada do solo.

Neste trabalho comparamos a variação da estrutura de solo com cobertura de Mata Atlântica e de cana-de-açúcar utilizando imagens de tomografia computadorizada. Utilizamos o método Grafo de visibilidade (*Visibility graph* – VG), e Grafo de visibilidade horizontal (*Horizontal Visibility graph* – VG) recentemente desenvolvidos para análise de séries temporais fundamentados na teoria de redes complexas. Aplicamos o VG e o HVG em colunas de voxels na direção de gravidade (Z) produzindo a distribuição planar (XY) de índices topológicos. Analisamos as imagens originais sem binarização que recentemente se mostrou promissor para comparar diferentes estruturas de solo (TORRE; LOSADA; TARQUIS, 2018; TORRE et al., 2020).

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo geral

Estudar propriedades morfológicas de solo mediante a análise de imagens tomográficas computadorizadas tridimensionais.

1.1.2 Objetivos específicos

- I. Aplicar o algoritmo Grafo de Visibilidade nas imagens de tomografia computadorizada das amostras de solo.
- II. Calcular os índices topológicos das redes geradas.
- III. Comparar os resultados obtidos para solo com cobertura de Mata Atlântica e de cana-de-açúcar.

1.2 Estrutura da dissertação

A organização deste trabalho consiste na seguinte maneira: Nesse capítulo apresentamos o fenômeno estudado e os objetivos da pesquisa. O capítulo 2 destaca os principais estudos da literatura que estão relacionados com este trabalho. Discutimos sobre a estrutura do solo, a Mata Atlântica, cana-de-açúcar, tomografia computadorizada, redes complexas, métodos de transformação de séries temporais em redes complexas e grafos de visibilidade. O capítulo 3 descreve os dados e a metodologia utilizada na pesquisa. O capítulo 4 apresenta os resultados e as discussões de acordo com a implementação do algoritmo VG e HVG para as imagens de tomografia computadorizada do solo. As conclusões e propostas para trabalhos futuros são apresentadas no Capítulo 5.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Estrutura do solo

A estrutura do solo pode ser descrita como o arranjo espacial ou heterogeneidade das partículas do solo, agregados e vazios ou poros (CARTER, 2004); capacidade de reter e transmitir fluidos e substâncias orgânicas e inorgânicas, e habilidade de suportar o crescimento e desenvolvimento vigoroso das raízes (BRONICK; LAL, 2005).

A heterogeneidade e a complexidade do solo em pequenas escalas determinam a sua funcionalidade e sustentabilidade em escalas maiores (CRAWFORD, 2010). Desde o nível de partículas de argila e complexos de matéria orgânica argilosa até o arranjo espacial de pedregulhos e torrões no perfil do solo, a escala da estrutura do solo pode variar em várias ordens de grandeza (CARTER, 2004).

Segundo Carter (2004), para compreender a gestão da estrutura do solo, que acomoda tanto agregados como poros, é importante caracterizar a estrutura de acordo com três aspectos. O primeiro aspecto é a forma estrutural do solo (aspecto geométrico), que envolve a disposição e o tamanho do espaço poroso. O segundo aspecto é a estabilidade estrutural do solo (aspecto de estabilidade), que envolve a capacidade do solo de reter a distribuição e o tamanho dos seus agregados após exposição a várias tensões (por exemplo, forças externas de impacto, cisalhamento, abrasão e hidratação). O aspecto final é a resiliência estrutural do solo, que descreve a capacidade de um solo recuperar o seu arranjo de espaços porosos após a remoção de uma tensão específica (por exemplo, compactação).

Conforme relatado por Bronick (2005), Ojeda-Magaña et al. (2014) e Pires et al. (2017), a mistura de matérias orgânica e mineral forma um tecido poroso, também denominado por espaço poroso, permeado pela água e pelo ar e cria um *habitat* favorável para uma variedade de vida vegetal e animal.

O espaço poroso é organizado por suas diferentes escalas: grandes bioporos, poros interagregados e pequenos poros dentro de agregados (BRONICK; LAL, 2005). Este arranjo complexo é crítico para o funcionamento do solo. Poros de diferentes tamanhos apresentam funções distintas no solo (PIRES et al., 2017).

Identificar a estrutura dos poros de um determinado segmento do solo é importante, pois fornece informações sobre a mecânica do solo e sobre quão bem a terra pode cumprir a sua função (CARTER, 2004; CRAWFORD, 2010; OJEDA-MAGANÃ et al., 2014).

A estabilidade agregada é utilizada como indicador da estrutura do solo, resultante do rearranjo, floculação e cimentação de partículas, ela exerce influências importantes nas condições edáficas e no meio ambiente (BRONICK; LAL, 2005).

Bronick (2005) e Carter (2004) observaram que a formação de agregados do solo depende de fatores abióticos e bióticos, sendo os primeiros relacionados principalmente ao teor de óxido e argila do solo e à capacidade de processos naturais (por exemplo, alternância de encolhimento-inchaço; congelamento-descongelamento; úmido-seco); e os fatores bióticos (por exemplo, matéria orgânica) desempenham um papel importante na formação e gestão da estrutura do solo.

Na maioria dos solos (exceto latossolos) o processo de formação de estrutura ocorre com algum grau de ordem. Esta ordenação ou arranjo de partículas e agregados pode ser vista conceitualmente como uma hierarquia que consiste em três ordens principais: microestruturas de argila ($2\mu\text{m}$ de diâmetro); microagregados ($2 - 250\mu\text{m}$ de diâmetro); macroagregados ($250\mu\text{m}$ de diâmetro) (BRONICK; LAL, 2005).

A estrutura favorável do solo e a elevada estabilidade agregada são importantes para melhorar a fertilidade do solo, expandir a produtividade agrônômica, elevar a porosidade e diminuir a erodibilidade; e podem reduzir a propensão para a compactação do solo e aumentar a resistência do solo à deformação (BRONICK; LAL, 2005; CARTER, 2004).

A agregação e os poros interligados aumentam o fluxo de desvio no solo, podendo resultar num aumento da infiltração e redução do escoamento, no movimento da água mais profundamente no perfil do solo e no aumento da lixiviação (BRONICK; LAL, 2005). A infiltração é afetada pela distribuição do tamanho dos poros, pelo número de macroporos e pela continuidade dos poros ou caminhos, que são destruídos pela lavoura (HAGHIGHI; GORJI; SHORAF, 2010; PIRES et al., 2017).

A forma, o tamanho e a estabilidade dos agregados nos solos cultivados podem ser grandemente modificados pela rotação de culturas e pelas práticas agrícolas, e isto tem efeitos significativos nas relações solo-ar-água (CARTER, 2004). Mudanças comuns no uso da terra e nas práticas de gestão afetam negativamente propriedades físicas importantes do solo e

diminuem a taxa de infiltração do solo e a retenção de água (HAGHIGHI; GORJI; SHORAFI, 2010).

A infiltração e retenção de água são diretamente afetadas pelo sistema poroso do solo. A transmissão da água pelo solo é importante para o desenvolvimento das plantas e para evitar problemas ambientais como a erosão. A retenção de água é importante para fornecer água às plantas, estabilizar a temperatura do solo e manter a estabilidade do solo (PIRES et al., 2017, p. 66).

A estrutura e as propriedades físicas do solo podem ser influenciadas por diferentes operações de manejo da terra (HAGHIGHI; GORJI; SHORAFI, 2010). A perturbação da estrutura do solo através da compactação ou da lavoura pode resultar na rápida reciclagem de nutrientes, formação de crostas e redução da disponibilidade de água e ar para as raízes (BRONICK; LAL, 2005).

2.2 Mata atlântica

A destruição e a degradação dos ecossistemas naturais são as principais causas do declínio da biodiversidade global (HADDAD et al., 2015). A destruição florestal começou durante o século XVI, mas atingiu as taxas mais elevadas no século XX (SCHESSL; SILVA; GOTTSBERGER, 2008), resultou na perda de mais de um terço de toda a cobertura florestal em todo o mundo (HADDAD et al., 2015).

A Mata Atlântica brasileira era uma das maiores florestas tropicais das Américas, cobrindo originalmente cerca de 150 milhões de hectares, em condições ambientais altamente heterogêneas (RIBEIRO et al., 2009). Ela é uma paisagem amplamente desmatada, desmatada para agricultura e explorada para obtenção de madeira ao longo dos últimos três séculos (HADDAD et al., 2015). Decorre-se que, 88,27% da Mata Atlântica original foi perdida e apenas 11,73% da vegetação original (16.377.472 ha) permanecem (RIBEIRO et al., 2009).

A Mata Atlântica apresenta uma cobertura florestal altamente dinâmica e um antigo histórico de perturbação, onde até mesmo os remanescentes maduros foram explorados seletivamente em um passado distante, às vezes em tempos pré-europeus (RIBEIRO et al., 2009). Ela é talvez um dos exemplos mais conhecidos de perda de habitat e fragmentação da floresta tropical com formação consecutiva de bordas florestais pela ocupação humana (SCHESSL; SILVA; GOTTSBERGER, 2008).

Segundo Haddad et al. (2015) e Ribeiro (2009), a floresta remanescente é dominada por pequenos fragmentos (<100 ha) que são isolados uns dos outros e são compostos por florestas secundárias em estágios iniciais a médios de sucessão, e os poucos fragmentos grandes, sobreviveram em locais onde o terreno íngreme tornou a ocupação humana particularmente difícil.

A fragmentação altera condições bióticas (por exemplo, densidade de árvores em sistemas sucessionais) ou abióticas (por exemplo, regimes de luz ou umidade) de maneiras que alteram e potencialmente prejudicam a função do ecossistema (por exemplo, colapso de biomassa em fragmentos; dinâmica alterada de nitrogênio e carbono do solo) (HADDAD et al., 2015).

Além disso, a fragmentação tem a capacidade de gerar resultados persistentes, deletérios e muitas vezes imprevisíveis, incluindo surtos surpreendentes na abundância de algumas espécies e o padrão de que longas escalas temporais são necessárias para discernir muitas respostas fortes do sistema (HADDAD et al., 2015).

Destaca-se que, a fragmentação degradou consistentemente os ecossistemas, reduzindo a persistência das espécies, a riqueza das espécies, a retenção de nutrientes, a dinâmica trófica e, em fragmentos mais isolados, o movimento (HADDAD et al., 2015).

A redução do tamanho dos fragmentos e o aumento da proporção de habitat de borda causaram mudanças no ambiente físico que levaram à perda de árvores grandes e antigas em favor de árvores pioneiras, com impactos subsequentes na comunidade composta de insetos (HADDAD et al, 2015).

A área reduzida, o aumento do isolamento e a elevada proporção de habitat de borda reduziram a predação de sementes e a herbivoria, enquanto o aumento da proporção de borda causou maior predação de filhotes que teve o efeito de reduzir a fecundidade das aves (HADDAD et al, 2015).

A Mata Atlântica está distribuída atualmente em 245.173 fragmentos florestais (RIBEIRO et al., 2009). Isto é, a área reduzida diminuiu a residência do animal dentro dos fragmentos, e o aumento do isolamento reduziu o movimento entre os fragmentos, reduzindo assim a recolonização dos fragmentos após a extinção local (HADDAD et al, 2015).

É válido ressaltar, que a flora e a fauna da Mata Atlântica podem incluir de 1 a 8% do total de espécies do mundo (RIBEIRO et al., 2009). Isso significa que, a área reduzida dos

fragmentos e o aumento do isolamento dos fragmentos geralmente reduziram a abundância de pássaros, mamíferos, insetos e plantas (HADDAD et al, 2015), acarretou fortes prejuízos na biodiversidade com impactos em escala global.

Em termos absolutos, mais da metade da floresta remanescente está localizada nas regiões da Serra do Mar e Floresta do Interior, enquanto menos de 15% está localizada nas regiões de Diamantina, São Francisco, Brejos Nordestinos e Pernambuco (RIBEIRO et al., 2009).

Conforme relatado por Ribeiro (2009), em Pernambuco, nenhum fragmento excede 10.000 ha, e aproximadamente 60% da floresta está a menos de 100 m de qualquer borda. Ou seja, essa sub-região biogeográfica (BSR) está naturalmente fragmentada, e a destruição avançada da floresta intensificou esse padrão, aumentando o número de pequenos fragmentos, reduzindo a cobertura florestal para <15% e ameaçando assim a biodiversidade que depende desta floresta. Diante disso, novas áreas de conservação são urgentemente necessárias, onde as reservas naturais protegem menos de 3% da floresta remanescente, mesmo que os fragmentos maiores não sejam tão grandes.

Atualmente, no território pernambucano, o domínio da Mata Atlântica é um mosaico de vegetação de manchas de diferentes tipos de floresta tropical com vegetação aberta vizinha de complexidade regionalmente variável (SCHESSL; SILVA; GOTTSBERGER, 2008); ou seja, não sobrou nenhum fragmento grande. Além disso, a cana-de-açúcar vem se expandindo sobre antigas pastagens, onde eram comuns árvores dispersas (RIBEIRO et. al., 2009). De modo, que o entorno foi desmatado e transformado em canavial. Quase todas as manchas florestais são cercadas por trilhas de acesso aos campos de cultivo, sendo expostas a muitos fatores que causam uma enorme variabilidade de efeitos de borda; por exemplo, gradientes físicos modificados, mudanças na distribuição de espécies, alteração da biodiversidade e distorções de muitos processos ecológicos e ecossistêmicos (SCHESSL; SILVA; GOTTSBERGER, 2008).

A área da superfície terrestre dedicada às terras agrícolas já ocupa 1,53 milhões de hectares e poderá expandir-se 18% até meados deste século (HADDAD et al., 2015). No Brasil, a área atualmente cultivada com cana-de-açúcar está passando por uma expansão significativa devido à crescente demanda por bioetanol, impulsionada por questões ambientais, geopolíticas e econômicas (CHERUBIN et al., 2015).

2.3. Cana-de-açúcar

As mudanças no uso da terra associadas à produção de matéria-prima para bioenergia aparecem como um fator-chave das mudanças na biodiversidade acima e abaixo do solo devido à demanda por biocombustíveis, e os impactos negativos são relatados principalmente nas regiões tropicais (FRANCO et al., 2016).

A concentração cada vez maior de gases antropogênicos com efeito de estufa (GEE) tem uma ligação causal com alguns fatores externos das alterações climáticas e com as mudanças observadas nos impactos climáticos (por exemplo, intensidade de precipitação, ciclones, inundações e secas) (BORDONAL et al., 2018).

O aumento observado na temperatura global é em grande parte impulsionado pela queima de combustíveis fósseis, enquanto a agricultura contribui com cerca de 14% das emissões antropogênicas globais de GEE e outros 17% são contribuídos através da desflorestação e da conversão de terras para uso agrícola (BORDONAL et al., 2018).

Embora a expansão do etanol de cana-de-açúcar (*Saccharum spp.*) no Brasil proporcione economias substanciais nas emissões de GEE ao substituir os combustíveis fósseis, existem preocupações crescentes relativamente aos potenciais impactos ambientais da expansão do cultivo da cana-de-açúcar e da consequente mudança no uso da terra, da interrupção do fornecimento de alimentos, das emissões de GEE provenientes dos insumos agrícolas e das operações agrícolas, do uso excessivo de água e eutrofização, perda da biodiversidade do solo, erosão acelerada do solo, etc. (BORDONAL et al., 2018; FRANCO et al., 2016).

No Brasil, a demanda de etanol parte de 27 bilhões de litros em 2016, cresce a 3,8% a.a. e atinge 39 bilhões de litros em 2026. No horizonte decenal, estima-se que a área de colheita sairá de 9,0 para 9,8 milhões de hectares. A produtividade crescerá 1,4% a.a., atingindo 84 toneladas por ha em 2026 (EPE, 2017).

A partir da área de colheita e produtividade, estima-se que a projeção de cana-de-açúcar colhida cresça a uma taxa de 2,0% a.a., atingindo 818 milhões de toneladas em 2026. Nesse contexto, o percentual de cana destinada ao etanol varia de 55%, em 2016, para 60%, em 2026, aumento que se deve à maior demanda pelo biocombustível (EPE, 2017).

As exportações brasileiras de etanol partem de 1,8 bilhão de litros em 2016 e alcançarão 2,6 bilhões de litros em 2026. A demanda total de etanol, incluindo exportação, tem uma taxa de crescimento de 3,8% a.a., alcançando 43,4 bilhões de litros em 2026, sendo o grande incremento advindo da demanda de etanol hidratado carburante (EPE, 2017).

Entre as preocupações relativas ao aumento da produção de biocombustíveis está a necessidade de terras adicionais necessárias para atender às futuras demandas de etanol. Embora a produção brasileira de cana-de-açúcar seja significativa, seriam necessários 22 milhões de hectares de área de cana-de-açúcar para a produção global de 300 bilhões de litros de etanol até 2030 (CHERUBIN et al., 2015; BORDONAL et al., 2018).

O Brasil é atualmente o maior produtor de cana-de-açúcar (73.609 kg/ha¹) e é responsável por um terço da colheita mundial. Uma área de 8.288,9 mil ha foi cultivada durante a safra 2022/2023, com uma produção estimada em 610,1 milhões de toneladas, crescimento de 5,4% em relação à temporada 2021/2022 (CONAB, 2023).

No Nordeste, nesta temporada, observou-se um crescimento de 2,9% na área colhida. Além disso, a produtividade foi estimada em 64.313 kg/ha, aumento de 9,4%, em razão de maiores índices pluviométricos e precipitações bem distribuídas. Com isso, a produção é estimada em 56.060,7 mil toneladas, aumento de 12,5% em comparação à safra de 2021/22 (CONAB, 2023).

Em Pernambuco, uma área de 238,8 mil ha foi cultivada durante a referida safra, teve uma produtividade estimada em 61.583 kg/ha, com uma produção média de 14.703,2 mil toneladas, crescimento de aproximadamente 7,2% em comparação à temporada de 2021/22 (CONAB, 2023).

Pernambuco é o segundo maior produtor de cana-de-açúcar do Nordeste, onde a produção atingiu o montante de 982,7 mil toneladas, incremento em relação à safra anterior; e o terceiro maior estado produtor de etanol da região nordestina, com 398,29 milhões de litros, 7,1% acima da safra 2021/22 (CONAB, 2023).

¹ Segundo a CONAB (Companhia Nacional de Abastecimento), a produtividade nacional está estimada em 73.609 kg/ha, 6,1% superior à obtida na temporada 2021/22. Disponível em: <<https://www.conab.gov.br/info-agro/safras/cana>>. Acessado em: 26 de outubro de 2023.

Nos últimos anos, a colheita da cana-de-açúcar no Brasil evoluiu do sistema tradicional de colheita manual de cana inteira, com queima prévia do canavial, para o sistema de colheita mecanizada, estimado, nesta safra, em 90,8% (CONAB, 2023).

Na região Nordeste, tanto pelo relevo mais acidentado quanto pela disponibilidade de mão de obra, o percentual de operacionalização da colheita mecanizada ainda é baixo. A estimativa, para a safra 2022/23, é que 29,8% da cana-de-açúcar na região tenha sido colhida de forma mecanizada (CONAB, 2023).

Corroborando esses dados, Bordonal et al. (2018) e Franco et al. (2016) relataram que a mudança da colheita manual para a colheita mecânica no Brasil causou a compactação do solo, a rápida proliferação e disseminação de certas pragas da cana-de-açúcar (por exemplo, cigarrinha da raiz, curculionídeo, broca da cana-de-açúcar). Consequentemente, a aplicação de produtos químicos é cada vez maior, pois ainda é a alternativa mais eficiente de controle dessas pragas. O uso intensivo de fertilizantes minerais observado em solos de cana-de-açúcar afeta negativamente a abundância, diversidade e equabilidade da comunidade da macrofauna do solo.

Na colheita manual, a queima prévia da palha facilita a tarefa de corte e aumenta a quantidade diária de cana-de-açúcar cortada, se comparada à colheita sem o uso da queima, além de reduzir o esforço físico despendido no trabalho (CONAB, 2023). No entanto, a queima de resíduos vegetais provoca emissões de GEE como CO₂, CH₄ e N₂O, além da liberação de partículas de carvão vegetal na atmosfera, o que poderia causar problemas de saúde (por exemplo, asma, problemas respiratórios, câncer de pulmão e internações hospitalares por hipertensão) às populações vizinhas (ARBEX et al., 2007; CANÇADO et al., 2006; GALDOS; CERRI; CERRI, 2009; SILVEIRA et al., 2013).

A queima da cana-de-açúcar é responsável pela emissão de 941 kg CO₂eq ha⁻¹ ano⁻¹, o que corresponde a 30,3% do total de emissões de GEE relacionadas à produção agrícola de cana-de-açúcar (BORDONAL et al., 2018).

Segundo Galdos (2009), a queima das folhas e pontas secas (comumente chamada de lixo) da cana-de-açúcar também evita que a matéria orgânica e os nutrientes retornem ao solo, o que poderia melhorar os padrões de qualidade do solo. Uma vez que, a manutenção dos resíduos de cana-de-açúcar no campo afeta a temperatura e o teor de água do solo, a densidade do solo, as taxas de infiltração e a estabilidade dos agregados.

Como a colheita manual da cana sem queima não é economicamente viável, foram desenvolvidas colheitadeiras mecânicas que conseguem coletar os colmos e deixar os resíduos no campo (GALDOS; CERRI; CERRI, 2009). Do ponto de vista agrônomo, a prática de manter a palha da cana-de-açúcar na superfície do solo traz inúmeros serviços ecossistêmicos no longo prazo, incluindo menor variação na temperatura do solo, melhor infiltração e disponibilidade de água devido à menor evapotranspiração, controle eficaz de ervas daninhas e proteção contra a erosão do solo (BORDONAL et al., 2018).

A mecanização representa, atualmente, a única opção para a colheita da cana que atenda simultaneamente aos requisitos ergonômicos, de viabilidade econômica do setor e, principalmente, das exigências legais e ambientais, uma vez que somente com o corte mecânico é possível a colheita sem queima prévia (BRAUNBECK; OLIVEIRA, 2006; BORDONAL et al., 2018). No entanto, no sistema de colheita verde, os níveis mais elevados de compactação do solo têm sido reconhecidos como o principal problema nos sistemas tradicionais de cultivo de cana-de-açúcar no Brasil devido ao tráfego pesado e intenso durante a colheita mecânica e o transporte (BORDONAL et al., 2018).

A colheita mecanizada associada ao cultivo reduzido e à manutenção da palha da cana-de-açúcar na superfície do solo são fatores-chave para aumentar o sequestro de C do solo, a ciclagem de nutrientes e melhorar a qualidade do solo em campos de cana-de-açúcar (CHERUBIN et al., 2015).

Conforme relatado por Cherubin et al. (2015), a qualidade do solo é identificada como componente chave para avaliar a sustentabilidade ambiental de ecossistemas naturais e antropogênicos; e para avaliar os efeitos do uso da terra e do manejo do solo na qualidade do solo, os atributos químicos do solo podem ser usados como indicadores potenciais, tais como: macro e micronutrientes disponíveis, atributos de acidez, capacidade de troca catiônica e carbono orgânico do solo (COS).

A lavoura perturba o agregado do solo e expõe a matéria orgânica protegida à atividade microbiana e, conseqüentemente, à decomposição da matéria orgânica do solo, o que aumenta as emissões de CO₂-C para a atmosfera (BORDONAL et al., 2018).

2.4 Tomografia computadorizada

Com os recentes avanços rápidos em câmeras digitais, capacidade de processamento de informações por computador e software e capacidade de armazenamento de dados, sistemas completos de análise de imagens podem ser facilmente construídos para a análise quantitativa da morfologia do solo (OJEDA-MAGANÃ et al., 2014; ZHANG et al., 2023).

A análise de imagens pode ser usada para identificar os componentes do solo. Até agora, vários instrumentos têm sido utilizados para obter imagens de amostras de solo, incluindo microscópios de luz (CHEN et al., 2019), microscópios eletrônicos de varredura (SEMs) (DATHE et al., 2001; DELEO; BAVEYE; GHIORSE, 1997; PRAKONGKEP et al., 2010; WEI et al., 2022) e microscópios eletrônicos de transmissão (TEMs) (WATTEAU; VILLEMIN, 2018; WOZNIAK et al., 2012; ZHU; LU, 2010), bem como tomografia computadorizada (TC) (HELLIWELL et al., 2013; NOHARA; MUKUNOKI, 2021; OJEDA-MAGANÃ et al., 2014; VOGEL; WELLER; SCHLUTER, 2010; ZHANG et al., 2023), ressonância magnética nuclear (MRI) (TOMOTSUNE et al., 2015; WANG et al., 2012; WEI et al., 2022) e rede neural (SUDARSAN et al., 2018).

A TC é uma técnica não destrutiva e não invasiva utilizada para investigar os atributos do “interior” dos objetos de interesse e baseia-se no princípio da atenuação de um feixe de onda eletromagnética que é focado no objeto (PIRES et al., 2010), de modo que pode visualizar o interior de objetos em 2D e 3D (HELLIWELL et al., 2013). Ou seja, pelo motivo de ser não invasiva, permite medições repetidas na mesma amostra sem provocar alterações no objeto e sem a necessidade de qualquer pré-tratamento da amostra em estudo (PIRES et al., 2010).

É importante lembrar que a maioria das técnicas convencionais de análise de imagens utilizadas em física do solo não permitem a investigação de amostras não perturbadas, de uma forma ou de outra destroem sua estrutura ou não permitem uma segunda medição na mesma posição (PIRES et al., 2010). Um exemplo é a técnica micromorfológica utilizada em análises de imagens de blocos impregnados ou blocos finos (OORT; JONGMANS; JAUNET, 1994).

A tomografia computadorizada de raios-X demonstrou potencial para examinar a estrutura interna não perturbada dos solos (HELLIWELL et al., 2013), tornando possível analisar características do espaço poroso a partir da visualização direta das estruturas do solo (OJEDA-MAGANÃ et al., 2014). Ela extrai a rede porosa e permite medir a forma e o

tamanho dos poros do solo, bem como sua conectividade, número de caminhos, junções, ramificações e loops (SOTO-GÓMEZ et al., 2020).

Em geral, a análise de imagens envolve muitas tarefas, como segmentação, classificação e interpretação. A segmentação envolve a identificação de objetos nas imagens. A segmentação de imagens do solo é muito importante para a posterior medição da porosidade, conectividade dos poros e tamanho dos poros, bem como para detectar e reconhecer objetos no solo. A classificação atribui rótulos a pixels individuais usando informações prévias sobre o problema de interesse. A interpretação envolve extrair algum significado da imagem como um todo (OJEDAMAGANÁ et al., 2014, p. 91).

O método de segmentação adequado depende da qualidade da imagem, resolução, distribuição dos dados de atenuação dos raios-X e, por fim, do objetivo do estudo (SOTO-GÓMEZ et al., 2020). A segmentação é baseada nas características intrínsecas dos voxels ou regiões do volume (JAQUES et al., 2021). Ela classifica voxels individuais com um valor médio comum de escala de cinza (HELLIWELL et al., 2013).

Os valores de cinza nas imagens são ordenados de acordo com a densidade de atenuação, de modo que os grãos minerais, por serem os mais densos, são representados por voxels brilhantes (altamente atenuantes), e os espaços porosos cheios de ar, os menos densos, apresentam voxels mais escuros (baixa atenuação) (HELLIWELL et al., 2013).

Duas abordagens geralmente têm sido usadas para segmentar materiais de interesse em solos: ‘limiar global’ baseado em uma estimativa do histograma da imagem, ou ‘limiar adaptativo ou dinâmico localizado’, onde um valor de limiar diferente é aplicado a diferentes regiões em uma imagem e, portanto, explica a dependência da fase espacial (HELLIWELL et al., 2013).

A limiarização localmente adaptativa é usada principalmente para objetos complexos, onde o valor limite ideal pode mudar ao longo do conjunto de dados. Por outro lado, o limiar global define um único valor de limiar para todo o conjunto de dados, influenciando todas as análises e interpretações posteriores (JAQUES et al., 2021, p. 2).

Algoritmos automáticos calculam um limite objetivamente com base nas características do conjunto de dados de entrada, como valores de escala de cinza de voxel e características do histograma da imagem (JAQUES et al., 2021). Uma vez que, o limiar do histograma é comumente utilizado para obtenção de imagens binárias (preto e branco) (TAINA; HECK; ELLIOT, 2007).

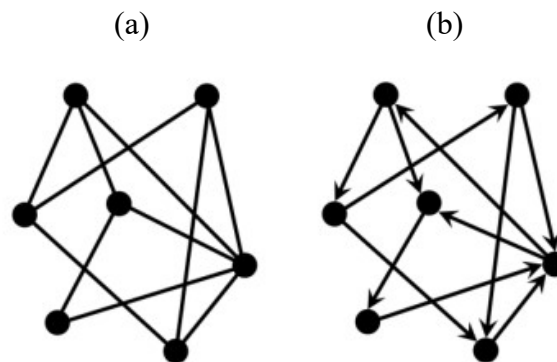
A saída de uma medição típica de TC é um conjunto de cortes transversais empilhados em um volume 3D. Isso forma uma grade de voxels, que são elementos volumétricos com um valor de cinza específico determinado pela densidade dos materiais contidos nele, e pela energia de raios-X utilizada (JAQUES et al., 2021, p. 2).

2.5 Redes complexas

As redes complexas descrevem uma ampla variedade de sistemas na natureza e na sociedade, abrangendo diversas áreas. Ao longo da história, os pesquisadores desenvolveram métodos para transferir séries temporais para uma rede complexa, com cada nó representando valores numéricos em uma série temporal e o peso de um link entre dois nós descrito por uma relação quantitativa apropriada (YU, 2013), ou seja, o estudo das redes complexas tem sido focado na teoria dos grafos (BOLLOBÁS, 2013). Desde o seu surgimento em 1736, quando o matemático suíço Leonhard Euler solucionou o problema das pontes de Königsberg, a teoria dos grafos tem passado por importantes desenvolvimentos e fornecido respostas para uma série de questões práticas. Além das pesquisas na teoria matemática dos grafos, o estudo das redes também obteve conquistas significativas em outras áreas, como as ciências sociais (BOCCALETTI et al., 2006).

Um grafo não direcionado ou direcionado (figura 1) é representado por $G = (N, L)$, sendo N e L dois conjuntos de modo que $N \neq \emptyset$ e L é um conjunto de pares de elementos não ordenados ou ordenados de N . Os elementos de $N \equiv \{n_1, n_2, \dots, n_M\}$ são os nós (ou vértices) do grafo G , ao mesmo tempo que os elementos de $L \equiv \{l_1, l_2, \dots, l_K\}$ são os links (ou ligações ou arestas). O número de elementos de N e L são representados por M e K respectivamente. Em um grafo não direcionado, cada uma das arestas é dada por alguns nós i e j , e é representada como (i, j) ou l_{ij} e esses nós são referidos como adjacentes ou vizinhos. Em um grafo direcionado, a ordem dos dois nós é importante: l_{ij} representa uma aresta de i para j , e $l_{ij} \neq l_{ji}$ (BOCCALETTI et al., 2006). Uma forma comum de visualizar um grafo é representando cada nó por meio de um ponto e as ligações são indicadas ao conectar dois pontos com uma linha.

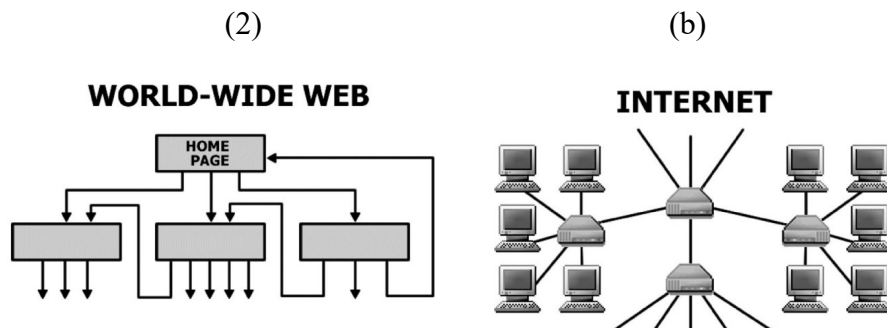
Figura 1: Representação de um grafo não direcionado (a) e direcionado (b).



Fonte: (BOCCALETTI et al., 2006).

Vários sistemas motivaram a comunidade científica a explorar os mecanismos que estabelecem a topologia de redes complexas. Entre esses sistemas, destacam-se a World Wide Web (WWW) (figura 2(a)), que é a maior rede disponível na qual informações topológicas estão disponíveis atualmente cujos nós da rede são os documentos (páginas da web) e as conexões/ligações são os hiperlinks (URLs); a internet (figura 2(b)); rede de colaboração de atores; rede de colaboração científica, cujos nós são os cientistas e dois nós estão conectados se dois cientistas colaboram na autoria de um artigo juntos; redes ecológicas alimentares, cujos nós são as espécies e as ligações representam relações predador-presa (ALBERT; BARABÁSI, 2002).

Figura 2: Estrutura de rede World Wide Web (a) e da internet (b).



Fonte: (ALBERT; BARABÁSI, 2002).

2.6 Transformação das séries temporais em redes complexas

A quantidade de estudos sobre a análise de redes vem aumentando rapidamente devido aos seus amplos usos em diferentes áreas de pesquisa e novas abordagens estão sendo propostas para mapear uma série temporal numa rede complexa. (BEZSUDNOV; SNARSKII, 2014).

De acordo com (ZOU et al., 2019), é necessário realizar uma transformação nas séries temporais para que técnicas complexas de análise de rede possam ser aplicadas, por meio de um algoritmo que identifique vértices e arestas. Existem diversas classes de redes complexas disponíveis para a análise de séries temporais, baseadas nos critérios de construção da rede, tais como:

- (i) Similaridade estatística mútua ou proximidade métrica entre diferentes segmentos de uma série temporal;
- (ii) Convexidade de observações sucessivas;
- (iii) Probabilidade de transição entre estados discretos.

Na primeira classe, é utilizada a semelhança ou relação de proximidade entre diferentes partes da trajetória de um sistema dinâmico. Um exemplo relevante são as redes de recorrência. A segunda classe abrange os grafos de visibilidade e conceitos associados, enquanto a terceira classe engloba as redes de transição, que se baseiam em ideias de dinâmicas simbólicas e processos estocásticos (ZOU et al., 2019).

Havlin et al. (2012) reforçaram que os sistemas podem ser modelados de forma eficiente usando uma estrutura de rede em que as entidades do sistema são os nós da rede e as relações entre as entidades são os links da rede. Zhang e Small (2006) propuseram um estudo de redes complexas para mapear séries temporais, tal que eles examinaram séries pseudoperiódicas e constataram que os ciclos na série correspondem diretamente aos nós da rede, e a conectividade da rede é determinada pela intensidade da correlação temporal entre os ciclos. Lacasa et al. (2008) trouxeram uma metodologia inovadora para a caracterização de séries temporais em redes complexas: o Grafo de Visibilidade (*Visibility Graph* – VG). O objetivo principal desse algoritmo é investigar o quanto as técnicas da teoria dos grafos podem contribuir para a análise de séries temporais. Esse método tem sido alvo de grande interesse, pois abre portas para estabelecer conexões importantes entre a análise de séries

temporais, dinâmicas não lineares e a teoria dos grafos (LACASA; TORAL, 2010). O grafo gerado preserva várias propriedades das séries em sua estrutura e sua análise proporciona informações valiosas sobre a série (LACASA et al., 2008). Essas descobertas sugerem que o grafo de visibilidade pode capturar as propriedades dinâmicas do processo que originou a série (LUQUE et al., 2009).

Uma opção mais simples geometricamente e resolvível analiticamente do VG é o Grafo de Visibilidade Horizontal (*Horizontal Visibility Graph* – HVG) (LUQUE et al., 2009). O HVG tem sido empregado em diversos domínios, como na medicina, para a análise da dinâmica dos batimentos cardíacos humanos (NASROLAHZADEH; MOHAMMADPOORY; HADDADNIA, 2023), estudo de estágios do sono (JAIN; GANESAN, 2021) e para investigar o comportamento da fadiga cerebral (CAI et al., 2019); na física, para investigar flutuações de fluxos turbulentos (IACOBELLO et al., 2019); em finanças, para extrair informações dos índices do mercado de ações (SOLOVIEV; SOLOVIEVA; TULIAKOVA, 2019). Mais recentemente, o HVG foi utilizado para analisar séries temporais de *commodities* agrícolas brasileiras (NUNES et al., 2021).

2.7 Grafos de visibilidade

Na literatura, foram introduzidos os grafos de visibilidade como uma nova abordagem para a análise de séries temporais. O VG e o HVG transformam as séries temporais em grafos, em que cada nó corresponde, na mesma sequência, aos dados da série, e a conexão entre dois nós é estabelecida com base em um critério geométrico de visibilidade.

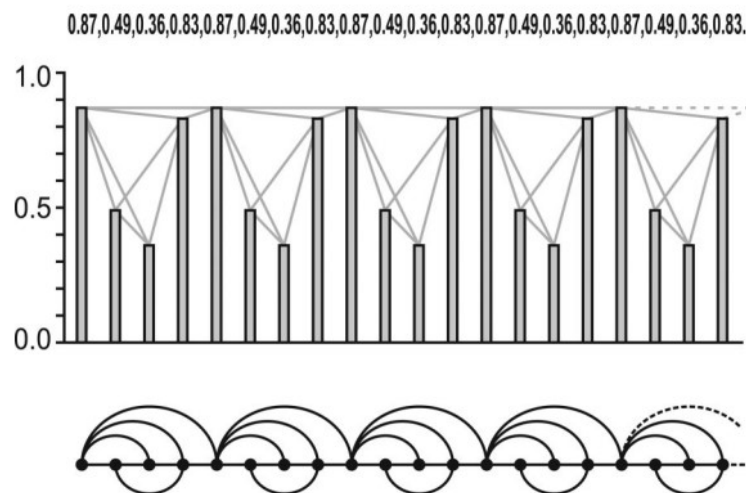
2.7.1 Critério de visibilidade do Grafo de Visibilidade

Sejam $y_a < y_b$ dois valores da série temporal observados em tempo t_a e t_b , com $t_a < t_b$. Eles terão visibilidade e, conseqüentemente, serão nós conectados do grafo, se quaisquer outros dados y_c observados em tempo t_c colocados entre eles, satisfazem a seguinte regra:

$$y_c < y_b + (y_a - y_b) \frac{t_a - t_c}{t_b - t_a}. \quad (1)$$

No grafo associado, cada nó “ver”, pelo menos, seus vizinhos imediatamente à direita e à esquerda. O grafo também é não direcionado (não há uma direção definida das ligações) e é invariante a transformações afins dos dados da série, ou seja, o critério de visibilidade é inalterado sob o reescalonamento dos eixos horizontal e vertical, e sob translações horizontal e vertical (LACASA et al., 2008). Na figura 2 é apresentado um exemplo de uma série temporal, contendo 20 valores de dados, e o grafo derivado do algoritmo de visibilidade que está associado a ele. No grafo, cada nó corresponde, sequencialmente, aos dados da série. As conexões entre os nós são definidas pelos raios de visibilidade entre os dados.

Figura 3: Exemplo ilustrativo de uma série temporal é representada por barras verticais (na parte de cima), e seu grafo de visibilidade correspondente é gerado pelo algoritmo VG (na parte de baixo).



Fonte: (LACASA et al., 2008).

2.8 Grafo de Visibilidade Horizontal

Luque et al. (2009) corroboraram com a literatura existente ao apresentar resultados acerca das características dos grafos de visibilidade, e para obter esses resultados precisos, eles propuseram uma adaptação do VG chamada de Grafo de Visibilidade Horizontal (*Horizontal Visibility Graph* – HVG). Esse novo método é similar ao anterior, porém possui uma abordagem geométrica de visibilidade mais simples.

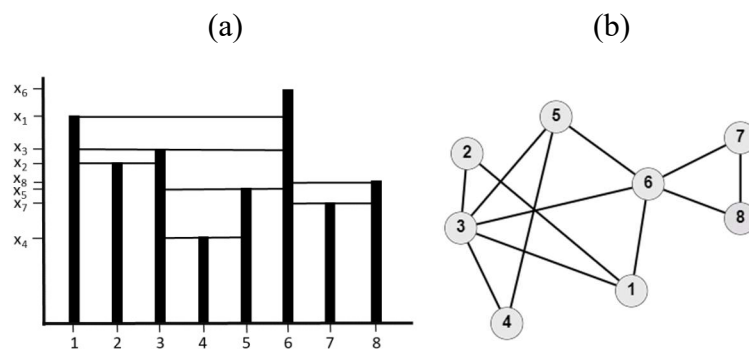
2.8.1 Critério de visibilidade Grafo de Visibilidade Horizontal

Seja $\{x_i\}_{i=1,\dots,N}$ uma série temporal de N dados. O algoritmo estabelece uma relação entre cada dado da série temporal e um nó do grafo de visibilidade horizontal, seguindo um critério geométrico de visibilidade. Dois nós i e j são conectados no grafo se for possível traçar uma linha horizontal na série temporal que una x_i e x_j que não intercepte nenhuma altura intermediária de dados (LUQUE et al., 2009). Assim sendo, dois nós serão conectados se:

$$x_i, x_j > x_n \text{ para todos os } n \text{ tais que } i < n < j. \quad (2)$$

Dado um conjunto de dados ao longo do tempo (uma série temporal), o seu grafo de visibilidade horizontal é sempre um subgrafo do grafo de visibilidade associado. Um exemplo ilustrativo do algoritmo HVG é mostrado na Figura 4. Cada dado na série (Figura 4(a)) corresponde a um nó no grafo (Figura 4(b)), com uma numeração baseada na ordem temporal dos respectivos dados da série. Os nós do grafo são conectados quando suas alturas de dados correspondentes são superiores a todas as alturas de dados entre eles. As conexões possíveis no grafo são representadas por linhas horizontais, estabelecidas mediante um critério geométrico. A altura de cada barra vertical representa um dado da série temporal. Vale ressaltar que, por exemplo, foi possível traçar linhas entre o dado x_5 e os dados x_3, x_4 e x_6 sem que houvesse alguma das barras verticais interceptadas. Qualquer outra conexão entre o dado (x_5) e os demais violaria o critério de visibilidade descrito em (2). Portanto, o nó $i = 5$ do grafo de visibilidade gerado está conectado somente aos nós $j = 3, j = 4$ e $j = 6$.

Figura 4: Exemplo ilustrativo de uma série temporal indicada por barras verticais (a) e seu correspondente grafo de visibilidade gerado pelo algoritmo HVG (b).



Fonte: Luque et al. (2009). Adaptado pela autora.

O grafo gerado pelo HVG apresenta as seguintes propriedades (LUQUE et al., 2009):

- i. Conectado: cada nó ver pelo menos seus vizinhos mais próximos, do lado esquerdo e lado direito;
- ii. Invariante diante de transformações afins dos dados das séries temporais: o critério de visibilidade é invariante sob o redimensionamento dos eixos horizontais e verticais;
- iii. Caracteres reversíveis e irreversíveis do mapeamento: algumas informações sobre as séries temporais são inevitavelmente perdidas no mapeamento pelo fato de que a estrutura da rede é completamente determinada na matriz de adjacência;
- iv. Caracteres não direcionados ou direcionados: apesar desse algoritmo gerar grafos não direcionados, também é possível extrair um grafo direcionado de forma que, para um determinado nó, seja necessário distinguir os graus de entrada e saída;
- v. Comparação entre critérios geométricos: o critério geométrico definido para o algoritmo de visibilidade horizontal é mais "restritivo à visibilidade" do que para o caso geral do algoritmo de visibilidade.

2.9 Índices topológicos do Grafo de Visibilidade

Uma rede obtida do algoritmo VG ou HVG pode ser representada por sua matriz de adjacência $A = [a_{ij}]$ em que $a_{ij} = 1$ se os nós i e j são conectados e $a_{ij} = 0$, caso contrário. A matriz A pode ser usada para calcular as propriedades topológicas da rede (LACASA et al., 2008; LUQUE et al., 2009).

2.9.1 Coeficiente da distribuição de grau de nó

Em um grafo, os nós distintos podem apresentar variação no número de conexões e essa quantidade é denominada grau do nó. O grau é uma característica primordial de uma rede, já que possibilita derivar diversas medidas relevantes (YU, 2013).

A função de distribuição $P(k)$ define a distribuição de graus dos nós e indica a probabilidade de um nó escolhido aleatoriamente ter exatamente k conexões. Como exemplo, em um grafo completamente aleatório, já que as conexões são aleatoriamente estabelecidas, a

maioria dos nós tem aproximadamente o mesmo grau, aproximando-se do grau médio $\bar{k}$ da rede (ALBERT; BARABÁSI, 2002).

Lacasa e Toral (2010) demonstraram que uma série representada em um grafo de visibilidade horizontal segue uma distribuição exponencial de graus como $P(k) \sim \exp(-\lambda k)$, onde λ representa a inclinação da reta semilogarítmica da distribuição de probabilidade do grau do nó, com tendência de se aproximar lentamente do seu valor assintótico para correlações muito fracas, em que $\lambda < \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ caracteriza um processo caótico, $\lambda > \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ caracteriza um processo estocástico correlacionado e $\lambda = \ln\left(\frac{3}{2}\right)$ se refere ao caso não correlacionado.

2.9.2 Coeficiente de Agrupamento

A definição de coeficiente de agrupamento foi proposta por Watts e Strogatz (1998), eles mostraram que o coeficiente de agrupamento de uma rede mede a probabilidade de nós criarem grupos unidos com uma densidade relativamente alta de conexões. De acordo com a definição, o coeficiente de agrupamento C é definido da seguinte forma. Suponha que um nó i tenha k_i vizinhos; assim sendo, no máximo $k_i(k_i - 1)/2$ arestas podem existir entre elas, em outras palavras, isso ocorre quando todos os vizinhos de i estão conectados a todos os outros vizinhos. Portanto, a razão entre o número (E_i) de conexões que realmente existem entre esses nós k_i e o número total $k_i(k_i - 1)/2$ fornece o coeficiente de agrupamento local, definido por:

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)}. \quad (3)$$

O processo é semelhante para cada nó da rede. O valor médio coeficiente de agrupamento C de todos os nós é denominado coeficiente de agrupamento médio da rede, que é definido por:

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i, \quad (4)$$

sendo n o número de nós na rede. Por definição $0 \leq C_i \leq 1$ e $0 \leq C \leq 1$.

2.9.3 Comprimento Médio do Menor Caminho

Uma fundamental medida de separação entre dois nós no grafo é dada pelo comprimento médio do caminho (BOCCALETTI et al., 2006). Essa medida revela o nível de integração de um grafo e a facilidade com que informações ou outras entidades podem ser transportadas na rede. O comprimento médio do menor caminho é dado pela média dos caminhos mais curtos entre todos os pares possíveis de nós:

$$\langle d_{ij} \rangle = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{ij} d_{ij}, \quad (5)$$

onde d_{ij} é a menor distância entre os nós i e j , isto é, o número de arestas percorridas do menor caminho para ir de i até j (STAM; REIJNEVELD, 2007). Quanto menor for esse comprimento, maior será a integração da rede e mais eficiente será o transporte de informações dentro dela.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

3.1 Local, coleta e preparo das amostras

O fragmento de Mata Atlântica do Engenho Piedade, pertencente a Usina São José, estando localizado no município de Igarassu-PE (7°49'16" a 7°50'54"S; 34°49'26" a 34°00'35"O), distante aproximadamente 50 Km da capital Recife, é reconhecido pela UNESCO como uma Zona Núcleo da Reserva da Biosfera da Mata Atlântica (RBMA) brasileira (UNESCO, 2009) e protegido como Reserva Ecológica da Região Metropolitana do Recife pela Lei Estadual 9.989/ (PERNAMBUCO, 1987) sendo e em seguida reclassificado como Refúgio da Vida Silvestre através da Lei Estadual 14.324/11 (ALEPE). Dispõe de uma área de aproximadamente 299 hectares segundo o Cadastro Nacional de Unidades Conservação (BRASIL, 2023).

Neste fragmento e no canavial vizinho ao mesmo, os pontos escolhidos foram escavados com facas, assegurando ao máximo a estrutura original do ambiente no interior de cilindros de PVC de 7,5 cm de altura por 7,5 cm de diâmetro acoplados a uma lâmina. As amostras foram então secas a 40°C para remover o teor de água, antes da digitalização (SANTOS, 2017). Neste estudo foram utilizadas duas amostras de solo, do tipo Espodossolo, uma com cobertura de cana-de-açúcar e outra com cobertura de Mata Atlântica, ambas com profundidade de 0-10cm.

3.2 Escaneamento das amostras via TC

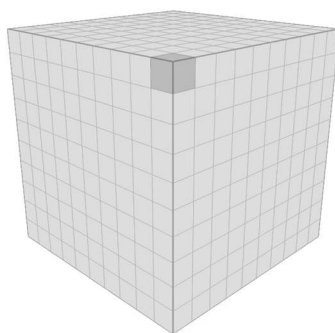
A tomografia computadorizada foi realizada utilizando um equipamento de microtomografia de raios X Nikon XT H 225 ST de terceira geração, com tensão de 150 kV, corrente de 180 µA, tempo de exposição de 500 ms e resolução de 45 µm para voxels. Um filtro de cobre com espessura de 0,5 mm foi utilizado para minimizar fótons de baixa intensidade. Após a digitalização do volume total do cilindro na aquisição preliminar, um subvolume de interesse foi definido e reconstruído utilizando o software CTPro 3D XT 3.0.3 (Nikon Metrology NV). A parte central do cilindro foi destacada para evitar influência das bordas. As projeções axiais 2D reconstruídas mantiveram a resolução espacial da aquisição de 45 µm e foram salvas em uma resolução radiométrica (nível de escala de cinza) de 16 bits. O

volume final foi de 790 pilhas com 790 x 790 pixels, com volume final de $790^3 = 493.039.000$ voxels. Os valores de voxel das imagens de tomografia computadorizada correspondem à densidade da amostra local, e a sequência de valores em qualquer direção é interpretada aqui como a “série temporal” (AGUIAR, 2023).

3.3 Metodologia

Dadas as duas imagens de tomografia computadorizada, uma imagem de solo com cobertura de cana-de-açúcar e a outra de Mata Atlântica. Cada uma das imagens tem formato de cubo, o qual é composto por cubos menores (veja a Figura 5). Um cubo menor é um voxel – elemento de volume de imagem 3D – da imagem de tomografia computadorizada. Por sua vez, o valor do voxel é o nível de cinza (*gray level*), este valor é proporcional a densidade amostral do solo. A análise das imagens é feita na direção de gravidade (Z), como naturalmente preferencial do ponto de vista fenomenológico; dessa forma, é possível estudar a estrutura mediante diferentes densidades, pois esta varia simultaneamente ao aumento da profundidade do solo, assim é obtido resultados mais abrangentes da morfologia do solo.

Figura 5: Exemplo ilustrativo de uma imagem 3D, em destaque um voxel.

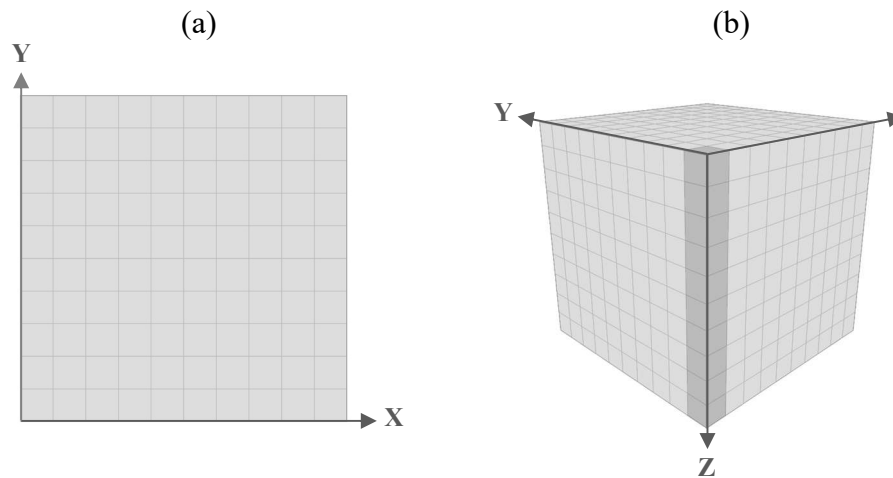


Fonte: Autora.

Para cada imagem bidimensional (XY) (Figura (a)) no plano superior de figura (amostra) tem-se $790 \times 790 = 624.100$ pixels – elementos de área de imagem 2D –, esse é o número de linhas em direção Z (Figura 6 (b)). Estas linhas verticais são compostas por dados unidimensionais como de uma série temporal, geradas a partir dos níveis de cinza da imagem. Assim, cada linha vertical resulta em uma sequência de 790 dados. Todas as 624.100 linhas da imagem formam 493.039.000 ($790 \times 790 \times 790$) dados. Os métodos VG e HVG são aplicados

aos 624.100 linhas verticais de 790 dados onde cada dado corresponde a um nó do grafo. A partir da aplicação dos métodos são calculados os índices topológicos Coeficiente de Agrupamento C , Comprimento Médio do Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$ e Grau Médio $\langle k \rangle$ da distribuição de graus dos nós para cada amostra.

Figura 6: Exemplo ilustrativo de (a) uma imagem bidimensional e (b) uma imagem tridimensional com uma linha destacada na direção Z.



Fonte: Autora.

Após calculados os índices topológicos, estes são colocados no plano XY de modo que se obtenha um mapa de calor (*heat map*) para o Coeficiente de Agrupamento C , o Comprimento Médio do Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$ e o Grau Médio $\langle k \rangle$. Mais especificamente, é atribuído uma escala de cores que varia de acordo com os valores obtidos para os índices. O gradiente de cores empregado possibilita a construção do mapa, e esse facilita a visualização da diferença estrutural de uma amostra em comparação a outra. Com os mapas de calor dos índices é possível comparar as amostras de solo com cobertura de cana-de-açúcar e de Mata Atlântica, mediante a aplicação dos dois métodos. A comparação dos mapas é a primeira etapa da análise da morfologia amostral do solo com mata nativa e desmatada para cultivo de cana-de-açúcar. Nesse caso, para o VG e o HVG, separadamente são obtidos três mapas de calor para imagem de solo com cobertura de cana-de-açúcar e três mapas para imagem com cobertura de Mata Atlântica. Como se trata da aplicação de dois métodos, então são gerados ao todo 12 mapas de calor.

Posteriormente, é feita a distribuição dos valores de índices tal como são obtidos os histogramas para as métricas Coeficiente de Agrupamento C , o Comprimento Médio do

Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$ e o Grau Médio $\langle k \rangle$. Diferentemente dos mapas de calor que são apresentadas separadamente para cada amostra, para cada índice os histogramas das duas amostras são apresentados em um gráfico para facilitar a comparação. Sendo assim, são obtidos três histogramas resultante de cada método, totalizando seis histogramas. Essa segunda etapa, trata-se de uma comparação gráfica de caráter quantitativo. Por fim, as estatísticas descritivas são calculadas a partir das métricas dos métodos. É calculado a Média, Desvio Padrão, Mínimo, 1º Quartil, Mediana, 3º Quartil e Máximo. Os resultados calculados são importantes para realizar uma análise quantitativa dos objetos de estudo, e demonstrar se há diferenças morfológicas entre o solo com cobertura de cana-de-açúcar e de Mata Atlântica.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 *Visibility graph* (VG)

Os índices topológicos da rede VG para amostras de solo com cobertura de cana-de-açúcar e Mata Atlântica são apresentados na Tabela 1 (estatística descritiva), na Figura 7 e Figura 8 (distribuição espacial no plano horizontal) e na Figura 9 (histogramas).

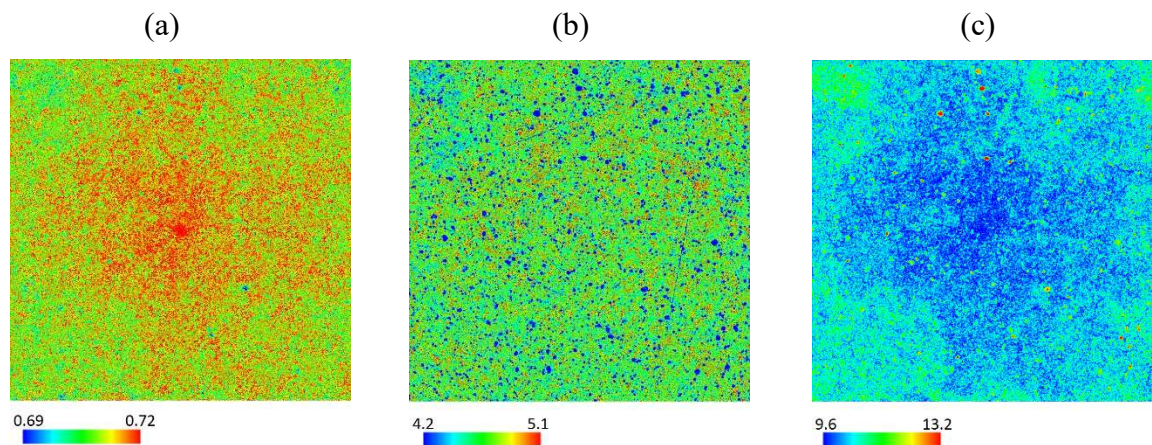
Na Tabela 1, observa-se que o Grau médio mostrou maior diferença entre duas amostras. Todos os valores são maiores para Mata Atlântica indicando maior número das conexões entre os nós da rede. Para solo com cobertura de cana-de-açúcar estas conexões diminuíram refletindo a degradação das propriedades morfológicas causadas pela mudança de uso de solo. Isso pode ser confirmado na Figura 9: i) os histogramas dos valores de Comprimento médio do menor caminho são sobrepostos, este índice não é indicado para quantificar a degradação do solo; ii) os índices Coeficiente de agrupamento e Grau médio mostraram os histogramas bem separados, sendo mais separados para Grau médio. A distribuição espacial (no plano horizontal) dos índices topológicos mostrou maior heterogeneidade para amostra de Mata Atlântica (Figura 8) do que para cana-de-açúcar (Figura 7), sendo mais heterogênea para índice de Grau médio. Estes resultados indicam que na análise VG o índice de Grau médio é mais indicado para quantificar o nível de degradação de solo causado pela mudança de cobertura vegetal.

Tabela 1. Estatísticas descritivas das medidas topológicas da rede do VG obtida da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar (CA) e de Mata Atlântica (MA).

Estatísticas descritivas	Índices topológicos					
	Coeficiente de Agrupamento C		Comprimento Médio do Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$		Grau Médio $\langle k \rangle$	
	CA	MA	CA	MA	CA	MA
Média	0,7128	0,6991	4,6233	4,6483	10,3403	12,4368
Desvio padrão	0,0068	0,0080	0,2852	0,3031	0,4789	0,7423
Mínimo	0,6722	0,6592	2,8987	2,9205	8,5620	9,3165
1º Quartil	0,7083	0,6938	4,4742	4,4777	10,0203	11,9165
Mediana	0,7129	0,6992	4,6264	4,6431	10,2987	12,3797
3º Quartil	0,7175	0,7046	4,7901	4,8254	10,6051	12,8886
Máximo	0,7447	0,7380	6,2703	7,1314	16,4481	19,5620

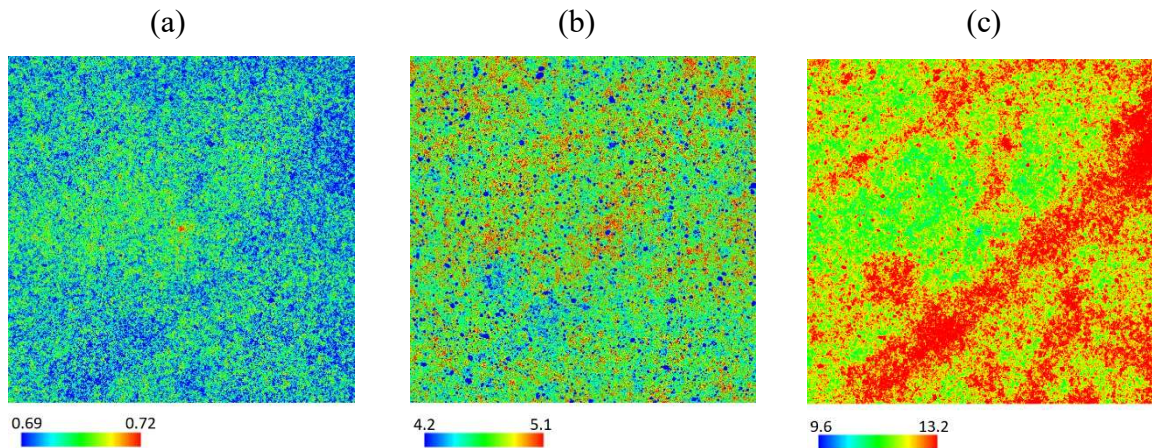
Fonte: Autora.

Figura 7: Valores do expoente VG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.



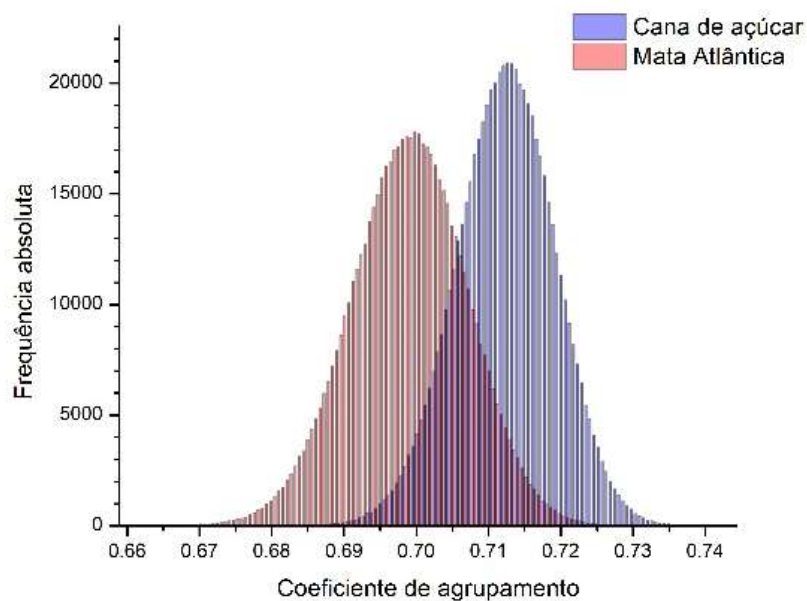
Fonte: Autora.

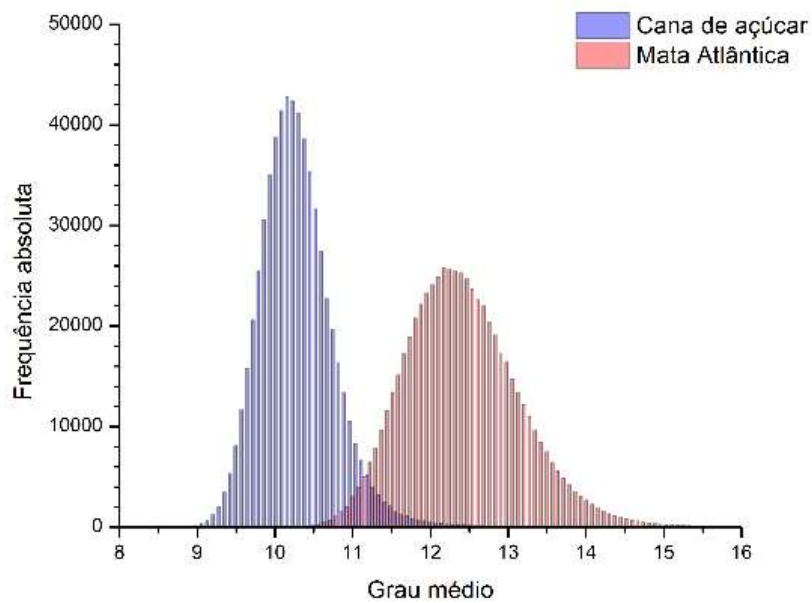
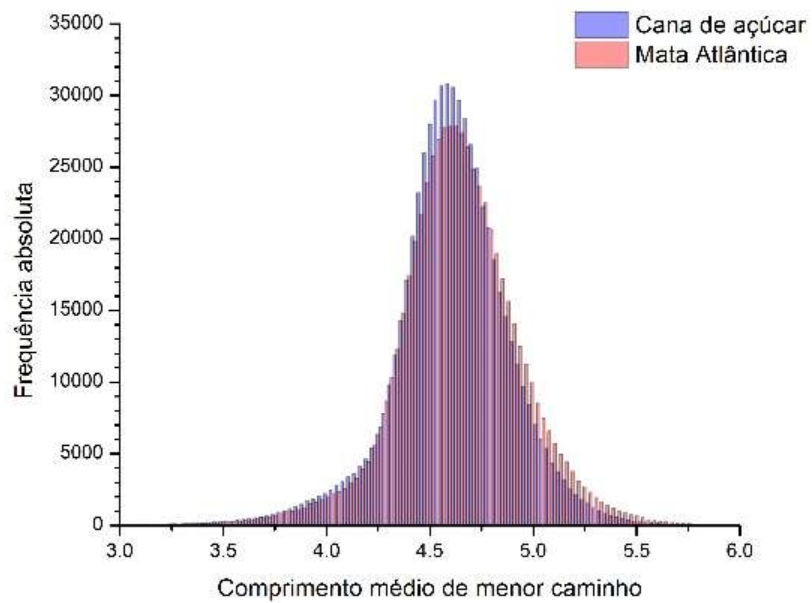
Figura 8: Valores do expoente VG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de Mata Atlântica, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.



Fonte: Autora.

Figura 9: Histogramas dos índices calculados a partir das métricas do método VG para as duas amostras.





Fonte: Autora.

4.2 *Horizontal Visibility Graph (HVG)*

Os índices topológicos da rede HVG para amostras de solo com cobertura de cana-de-açúcar e Mata Atlântica são apresentados na Tabela 2 (estatística descritiva), na Figura 10 e Figura 11 (distribuição espacial no plano horizontal) e na Figura 12 (histogramas).

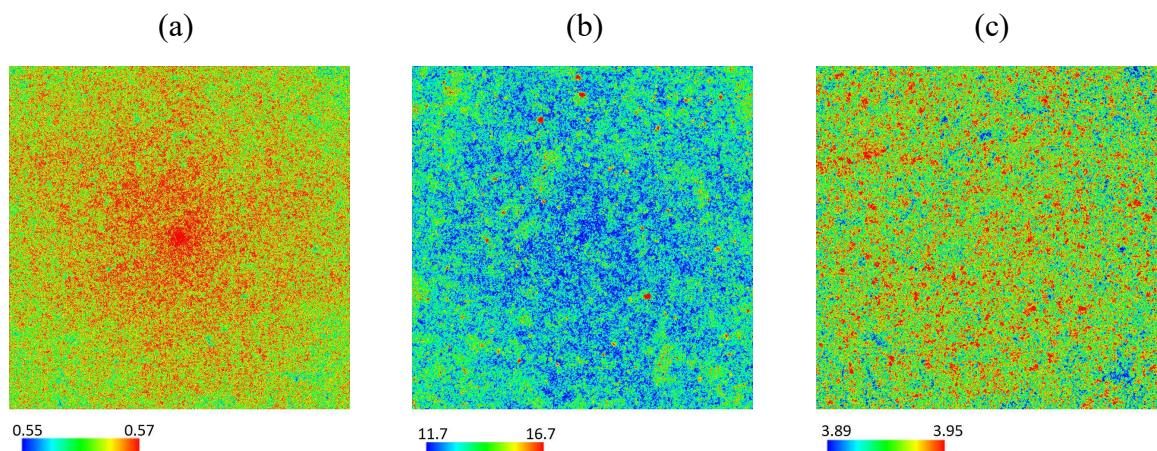
Na Tabela 2, observa-se que o Comprimento de menor caminho mostrou maior diferença entre as duas amostras. Todos os valores são maiores para Mata Atlântica indicando uma rede com menor eficiência de transporte de informação. Para solo com cobertura de cana-de-açúcar este índice diminuiu refletindo o fato que as propriedades morfológicas do solo foram alteradas devido de substituição de vegetação nativa com uma cultura com ciclo repetitivo (plantio, crescimento, colheita) e preparação para novo ciclo, principalmente com queima dos resíduos de cana. Esta última fase altera os processos físicos, químicos e biológicos das camadas de solo perto da superfície causando a perda de complexidade natural do sistema solo/cobertura vegetal resultando com uma estrutura de solo mais homogênea gerando as redes HVG com maior eficiência de transmissão de informação (menor Comprimento de menor caminho). Na Figura 12, observa-se sobreposição dos histogramas de índice Grau médio e separação dos histogramas dos índices Coeficiente de agrupamento e Comprimento do menor caminho médio. A distribuição espacial (no plano horizontal) dos índices topológicos mostrou maior heterogeneidade para amostra de Mata Atlântica (Figura 11) do que para cana-de-açúcar (Figura 10), sendo mais heterogênea para índice de Comprimento do menor caminho. Estes resultados indicam que na análise HVG o índice de Comprimento de menor caminho é mais indicado para quantificar o nível de degradação de solo causado pela mudança de cobertura vegetal.

Tabela 2. Estatísticas descritivas das medidas topológicas da rede do HVG obtida da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar (CA) e de Mata Atlântica (MA).

Estatísticas descritivas	Índices topológicos					
	Coeficiente de Agrupamento C		Comprimento Médio do Menor Caminho $\langle d_{ij} \rangle$		Grau Médio $\langle k \rangle$	
	CA	MA	CA	MA	CA	MA
Média	0,5619	0,5516	13,0848	15,3479	3,9270	3,9163
Desvio padrão	0,0047	0,0050	1,0976	1,3828	0,0155	0,0184
Mínimo	0,5351	0,5235	9,4718	10,4707	3,8253	3,8177
1º Quartil	0,5588	0,5483	12,3111	14,3717	3,9165	3,9038
Mediana	0,5621	0,5518	12,9800	15,2292	3,9266	3,9165
3º Quartil	0,5651	0,5551	13,7425	16,1920	3,9367	3,9291
Máximo	0,5838	0,5772	21,1245	25,1635	3,9873	3,9848

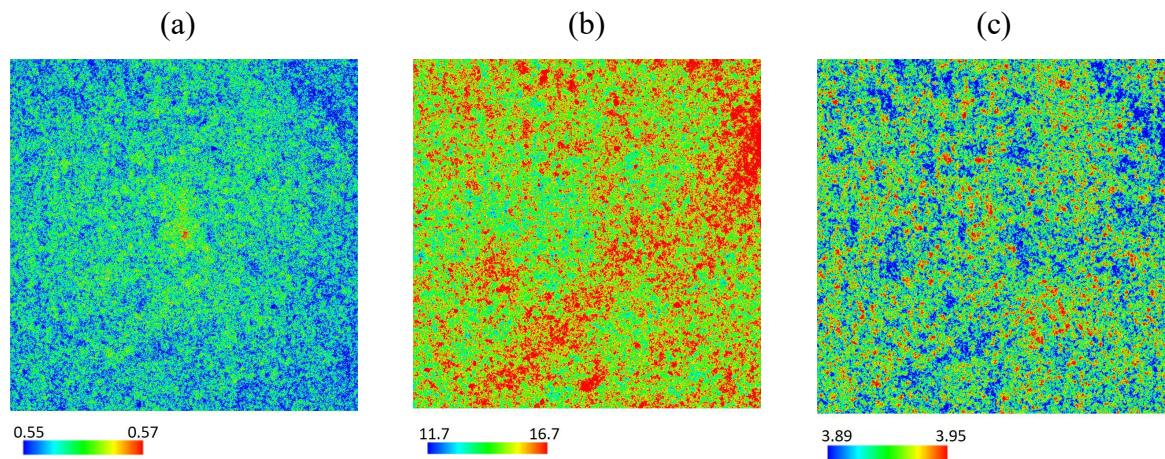
Fonte: Autora.

Figura 10: Valores do expoente HVG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de cana-de-açúcar, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.



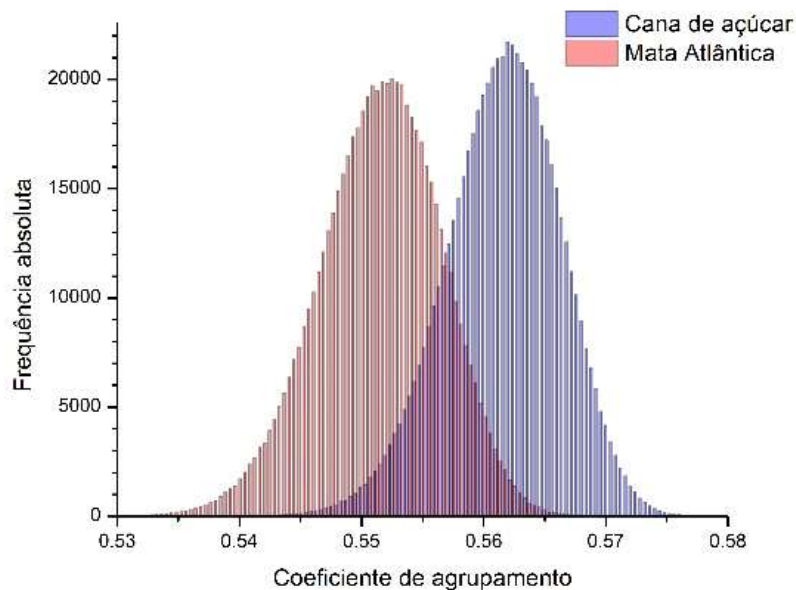
Fonte: Autora.

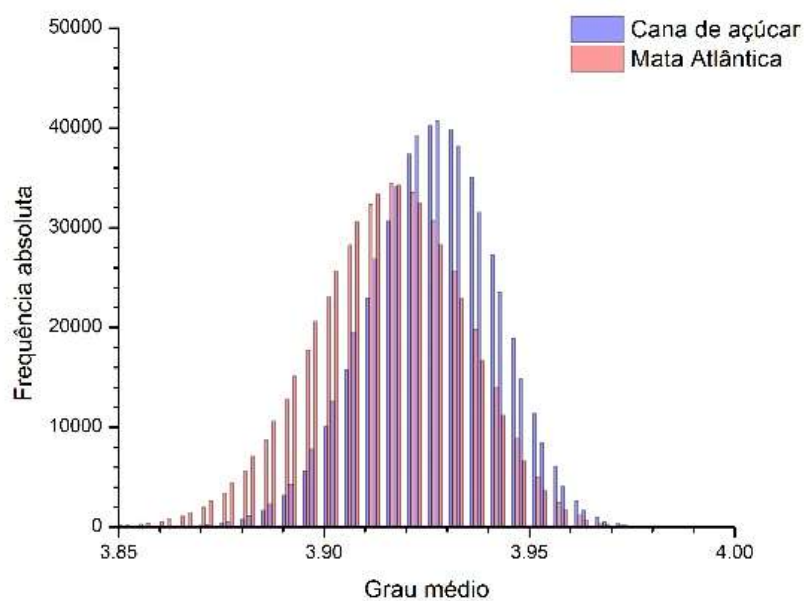
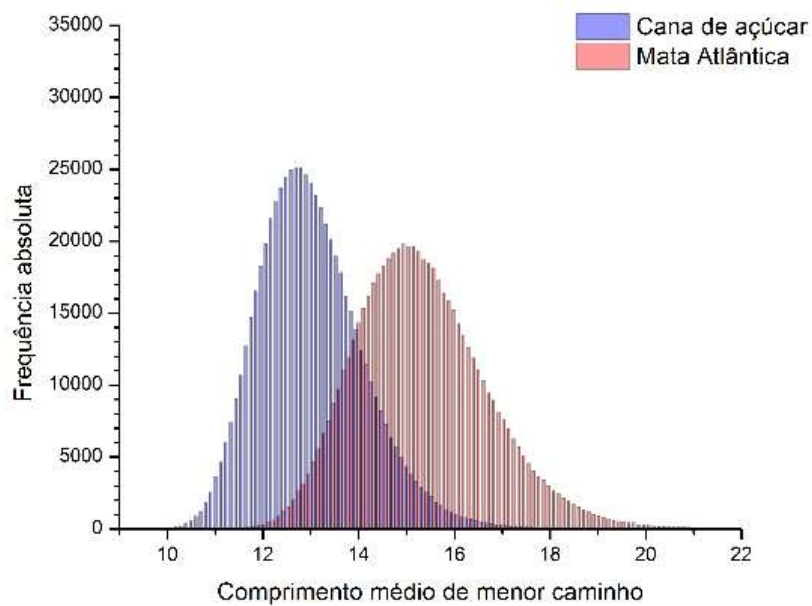
Figura 11: Valores do expoente HVG codificados por cores da amostra de solo com cobertura de Mata Atlântica, para (a) coeficiente de agrupamento (b) comprimento médio do menor caminho e (c) grau médio. O esquema de codificação de cores foi escolhido para enfatizar o contraste entre as medidas topológicas das amostras, com limites correspondentes a $\pm 1,5$ desvios padrão da amostra composta, da média composta.



Fonte: Autora.

Figura 12: Histogramas dos índices calculados a partir das métricas do método HVG para as duas amostras.





Fonte: Autora.

4.3 Comparação dos índices das redes VG e HVG

A rede HVG tem um critério de visibilidade mais restrito do que a rede VG. Por isso para HVG os índices de Coeficiente de agrupamento e Grau médio são menores enquanto o índice de Comprimento médio do menor caminho é maior do que da rede VG.

Os índices Coeficiente de agrupamento e o Comprimento do menor caminho mostraram comportamento similar para VG e HVG. Coeficiente de agrupamento aumentou e Comprimento do menor caminho diminuiu para amostra de cana-de-açúcar em relação de Mata Atlântica, indicando que a mudança de cobertura vegetal (de mata nativa para cana-de-açúcar), alterou as propriedades morfológicas de solo na direção de maior homogeneidade (maior conectividade e maior eficiência de transporte de informação das redes). O índice Comprimento do menor caminho da rede HVG e Grau médio da rede VG mostraram maior diferença entre as amostras indicando que estes índices são indicados para quantificar degradação das propriedades morfológicas de solo causadas pela mudança de cobertura vegetal.

5 CONCLUSÕES

O presente trabalho apresentou os métodos Grafo de Visibilidade e Grafo de Visibilidade Horizontal, baseado no estudo de redes complexas de séries temporais, para analisar dados unidimensionais da estrutura das imagens de tomografia computadorizada solo com cobertura de cana-de-açúcar e de Mata Atlântica. Em termos de comparação dos métodos aplicados aos dados unidimensionais de índices topológicos, podemos concluir que as duas abordagens consideradas:

- i) Executados para cada linha vertical de comprimento, ambos produzem resultados bastante competitivos. Os índices Coeficiente de agrupamento e o Comprimento do menor caminho mostraram comportamento similar para VG e HVG. Mais especificamente, os métodos aplicados indicaram através dos índices mencionados anteriormente que a mudança de cobertura vegetal (de mata nativa para cana-de-açúcar), alterou as propriedades morfológicas de solo na direção de maior homogeneidade (maior conectividade e maior eficiência de transporte de informação das redes).
- ii) O índice Comprimento do menor caminho da rede HVG e Grau médio da rede VG apresentaram maior diferença entre as amostras indicando que estes índices são indicados para quantificar degradação das propriedades morfológicas de solo causadas pela mudança de cobertura vegetal.

Os resultados deste trabalho podem ser úteis para desenvolvimento e validação de modelos teóricos e computacionais para o estudo da estrutura do solo. Os métodos Grafo de Visibilidade e Grafo de Visibilidade Horizontal, até então não aplicados ao estudo de imagens de tomografia computadorizada do solo, mostraram-se, portanto, eficientes quanto à captura de propriedades estruturais das redes geradas a partir de índices topológicos dos dados unidimensionais (linhas verticais da imagem de tomografia computadorizada)

Como trabalhos futuros, outras medidas topológicas dos grafos de visibilidade podem ser exploradas e utilizadas para estudar o comportamento da estrutura do solo. Além disso, pode-se aplicar variações do método Grafo de Visibilidade como *Limited penetrable horizontal visibility graph* (WANG et al., 2018), *Weighted visibility graph* (SUPRIYA et al., 2016) e *Multiscale visibility graph* (LI; ZHAO, 2018).

REFERÊNCIAS

- AGUIAR, J. D. A.; MENEZES, R. S. C.; ANTONINO, A. C. D.; STOSIC, T.; TARQUIS, A.; STOSIC, B. Quantifying Soil Complexity Using Fisher Shannon Method on 3D X-ray Computed Tomography Scans. **Entropy**, v. 25, n. 10, p. 1465, 2023.
- ALEPE. Legislação do Estado de Pernambuco. Lei nº 14.324, de 3 de junho de 2011. **Categoriza as Reservas Ecológicas da Região Metropolitana do Recife, e dá outras providências**. 2011.
- ALBERT, R.; BARABÁSI, A. L. Statistical mechanics of complex networks. **Reviews of modern physics**, v. 74, n. 1, p. 47, 2002.
- ARBEX, M. A. et al. Air pollution from biomass burning and asthma hospital admissions in a sugar cane plantation area in Brazil. **J Epidemiol Community Health**, v. 61, n. 5, p. 395-400, 2007.
- ARAUJO, D.; ALVES, M. Climbing plants of a fragmented area of lowland Atlantic Forest, Igarassu, Pernambuco (northeastern Brazil). **Phytotaxa**, p. 24, 2010.
- BEZSUDNOV, I.V.; SNARSKII, A.A. From the time series to the complex networks: The parametric natural visibility graph. **Physica A**, v. 414, p. 53-60, 2014.
- BOAS, F. E.; FLEISCHMANN, D. CT artifacts: causes and reduction techniques. **Imaging in Medicine**, v. 4, n. 2, p. 229–240, 2012.
- BOCCALETTI, S.; LATORA, V.; MORENO, Y.; CHAVEZ, M.; HWANG, D. U. Complex networks: Structure and dynamics. **Physics reports**, v. 424, n. 4-5, p. 175-308, 2006.
- BOLLOBÁS, B. Modern graph theory. **Springer Science & Business Media**, 2013.
- BORDONAL, R. de O.; CARVALHO, J. L. N.; LAL, R.; DE FIGUEIREDO, E. B.; DE OLIVEIRA, B. G.; LA SCALA, N. Sustainability of sugarcane production in Brazil. A review. **Agronomy for Sustainable Development**, v. 28, n. 2, p. 13, 2018.
- BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M.; REINSEL, G. C.; LJUNG, G. Time series analysis: forecasting and control. **Wiley**, 2016.
- BRAUNBECK, O. A.; OLIVEIRA, J. T. A. Mechanical aid for sugarcane harvesting. **Agricultural engineering**, v. 26, p. 300-308, 2006.
- BRASIL. Ministério do Meio Ambiente - Cadastro Nacional de Unidades de Conservação. **Unidade de Conservação: Refúgio de Vida Silvestre da Usina São José**, 2023.
- BRONICK, C.J.; LAL, R. Soil structure and management: a review. **Geoderma**, v. 124, p. 3-22, 2005.
- CAI, Q.; GAO, Z. K.; YANG, Y. X., DANG, W. D.; GREBOGI, C. Multiplex limited penetrable horizontal visibility graph from EEG signals for driver fatigue detection. **International journal of neural systems**, v. 29, n. 05, p. 1850057, 2019.

- CANÇADO, J. et al. The impact of sugar cane-burning emissions on the respiratory system of children and the elderly. **Environ Health Persp**, v. 114, p. 725–729, 2006.
- CARTER, M. R. Researching structural complexity in agricultural soils. **Soil & Tillage Research**, v. 79, p. 1-6, 2004.
- CHEN, L. et al. Instance Segmentation of Nematode Cysts in Microscopic Images of Soil Samples. **Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)**, v. 41, p. 5932-5936, 2019.
- CHERUBIN, M. R. et al. Sugarcane expansion in Brazilian tropical soils—Effects of land use change on soil chemical attributes. **Agriculture, Ecosystems and Environment**, v. 211, p. 173-184, 2015.
- CONAB. **Acompanhamento da safra brasileira de cana-de-açúcar, v. 10 – Safra 2022/23, n. 4 - Quarto levantamento**. Brasília: Companhia Nacional de Abastecimento, 2023.
- CORMACK, A.M. Representation of a foundation by its line with some radiological application. **Journal of Applied Physics**, v. 34, p. 2722–2727, 1963.
- CRAWFORD, J. W. Can complex be simple? **Geoderma**, v. 160, p. 1-2, 2010.
- DATHE, A. et al. The surface fractal dimension of the soil–pore interface as measured by image analysis. **Geoderma**, v. 103, n. 1–2, p. 203-229, 2001.
- DELEO, P. C.; BAVEYE, P.; GHIORSE, W. C. Use of confocal laser scanning microscopy on soil thin-sections for improved characterization of microbial growth in unconsolidated soils and aquifer materials. **Journal of Microbiological Methods**, v. 30, n. 3, p. 193-203, 1997.
- EPE. **Plano decenal de expansão de energia 2026**. Ministério de Minas e Energia/Empresa de Pesquisa Energética: MME/EPE, p. 195, 2017.
- ESLING, P.; AGON, C. Time-series data mining. **ACM Computing Surveys**, v. 45, n. 1, p. 12, 2012.
- FRANCO, A. L. C. et al. Loss of soil (macro)fauna due to the expansion of Brazilian sugarcane acreage. **Science of the Total Environment**, v. 563-564, p. 160-168, 2016.
- GALDOS, M. V.; CERRI, C. C.; CERRI, C. E. P. Soil carbon stocks under burned and unburned sugarcane in Brazil. **Geoderma**, v.153, p. 347-352, 2009.
- GAO, Z. K.; CAI, Q.; YANG, Y. X.; DANG, W. D.; ZHANG, S. S. Multiscale limited penetrable horizontal visibility graph for analyzing nonlinear time series. **Scientific reports**, v. 6, p. 35622, 2016.
- HADDAD, N. M.; Brudvig, L. A., Clobert, J., Davies, K. F., Gonzalez, A., Holt, R. D. Habitat fragmentation and its lasting impact on Earth's ecosystems. **Science Advances**, v. 1, n. 2, 2015.
- HAGHIGHI, F.; GORJI, M.; SHORAF, M. A study of the effects of land use changes on soil physical properties and organic matter. **Land Degradation & Development**, v. 21, n. 5, p. 496-502, 2010.

HAVLIN, S. et al. Challenges in network science: Applications to infrastructures, climate, social systems and economics. **The European Physical Journal Special Topics**, v. 214, p. 273–293, 2012.

HELLIWELL, J. R. et al. Applications of X-ray computed tomography for examining biophysical interactions and structural development in soil systems: a review. **European Journal of Soil Science**, v. 64, p. 279-297, 2013.

HOUNSFIELD, G. N. Computerized transverse axial scanning (tomography): I. Description of system. **British Journal of Radiology**, v. 46, n. 552, p. 1016–1022, 1973.

HOUNSFIELD, G. N. Godfrey N. Hounsfield - Nobel Lecture: Computed Medical Imaging. Nobel Lectures, Physiology or Medicine 1971-1980. Singapore: Editor Jan Lindsten, World Scientific Publishing Co. 1992.

IACOBELLO, G.; MARRO, M.; RIDOLFI, L.; SALIZZONI, P.; SCARSOGLIO, S. Experimental investigation of vertical turbulent transport of a passive scalar in a boundary layer: Statistics and visibility graph analysis. **Physical Review Fluids**, v. 4, n. 10, p. 104501, 2019.

JAIN, R.; GANESAN, R. A. An efficient sleep scoring method using visibility graph and temporal features of single-channel EEG. **IEEE**, p. 6306-6309, 2021.

JAQUES, V. A. J. et al. Review of porosity uncertainty estimation methods in computed tomography dataset. **Measurement Science and Technology**, v. 32, p. 17, 2021.

LACASA, L.; LUQUE, B.; BALLESTEROS, F.; LUQUE, J.; NUNO, J. C. From time series to complex networks: The visibility graph. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 105, n. 13, p. 4972-4975, 2008.

LACASA, L.; TORAL, R. Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs. **Physical Review E**, v. 82, n. 3, p. 036120, 2010.

LI, W.; ZHAO, X. Multiscale horizontal-visibility-graph correlation analysis of stock time series. **Europhysics Letters**, v. 122, n. 4, p. 40007, 2008.

LIU, Z.; ZHU, Z.; GAO, J.; XU, C. Forecast Methods for Time Series Data: A Survey. **IEEE Access**, v. 9, p. 91896-91912, 2021.

LUNA, N. K. M. D.; PESSOA, M. A. E. Flora da Usina São José, Igarassu, Pernambuco: Zingiberales. **Rodriguésia - Revista do Jardim Botânico do Rio de Janeiro**, v. 67, n. 1, 2016.

LUQUE, B.; LACASA, L.; BALLESTEROS, F.; LUQUE, J. Horizontal visibility graphs: Exact results for random time series. **Physical Review E**, v. 80, n. 4, p. 046103, 2009.

MORAES, M. C. P. D.; MELLO, K. D.; TOPPA, R. H. Protected areas and agricultural expansion: Biodiversity conservation versus economic growth in the Southeast of Brazil. **Journal of Environmental Management**, v. 188, p. 73-84, 3/1/ 2017.

MORETTIN, P. A.; TOLOI, C. M. C. Análise de séries temporais. **Journal Blucher**, 2006.

MÜNCH, B. et al. Stripe and ring artifact removal with combined wavelet — Fourier filtering. **Optics Express**, v. 17, n. 10, p. 8567-8591, 2009.

NASROLAHZADEH, M.; MOHAMMADPOORY, Z.; HADDADNIA, J. The visibility graph analysis of heart rate variability during chi meditation and Kundalini Yoga techniques. **Healthcare Analytics**, v. 4, p. 100253, 2023.

NOHARA, S.; MUKUNOKI, T. Quantitative Evaluation of Soil Structure and Strain in Three Dimensions under Shear Using X-ray Computed Tomography Image Analysis. **Journal of Imaging**, v. 7, p. 230, 2021.

NUNES, J. E. de O.; SILVA, J. M. da .; ARAÚJO , L. da S. .; MOREIRA, G. R. .; STOSIC, T. .; STOSIC, B. Analysis of the visibility graphs of the Brazilian soybean, corn and chicken meat market. **Research, Society and Development**, [S. l.], v. 10, n. 1, p. e39210111478, 2021.

OJEDA-MAGANÃ, B.; QUINTANILLA-DOMÍNGUEZ, J.; RUELAS, R.; TARQUIS, AM; GÓMEZ-BARBA, L.; ANDINA, D. Identification of pore spaces in 3D CT soil images using PFCM partitional clustering. **Geoderma**, v. 217-218, p. 90-101, 2014.

OORT, F. V.; JONGMANS, A.; JAUNET, A. The Progression from Optical Light Microscopy to Transmission Electron Microscopy in the Study of Soils. **Clay Minerals**, v. 29, n. 2, p. 247-254, 1994.

PASSONI, S.; ROQUE, W. L. Soil structure changes induced by tillage systems. **Soil and Tillage Research**, v. 165, p. 66-79, 1// 2017.

PEREIRA, G. A.; ARAÚJO, H. F. P.; AZEVEDO-JÚNIOR, S. M. Distribution and conservation of three important bird groups of the Atlantic Forest in north-east Brazil. **Brazilian Journal of Biology**, v. 76, p. 1004-1020, 2016.

PERNAMBUCO. Lei nº 9.989, de 13 de janeiro de 1987. **Define as reservas ecológicas da Região Metropolitana do Recife**. 1987.

PETROVIC, A. M.; SIEBERT, J. E.; RIEKE, P. E. Soil Bulk Density Analysis in Three Dimensions by Computed Tomographic Scanning. **Soil Science Society of America Journal**, v. 46, n. 3, p. 445–450, 1982.

PIRES, L. F.; Borges, J. A.; Rosa, J.A.; Cooper, M.; Heck, R. J.; Passoni, S.; Roque, W. L. Soil structure changes induced by tillage systems. **Soil and Tillage Research**, v. 165, p. 66-79, 2017.

PRAKONGKEP, N. et al. SEM image analysis for characterization of sand grains in Thai paddy soils. **Geoderma**, v. 156, n. 1–2, p. 20-31, 2010.

RANTA, P. et al. The fragmented Atlantic rain forest of Brazil: size, shape and distribution of forest fragments. **Biodiversity & Conservation**, v. 7, n. 3, p. 385-403, 1998.

SANTOS, C. R. **Classificação e segmentação de imagens de tomografia de solos via planos de entropia**. 2017. 81 f.: il. Tese (Doutorado em Biometria e Estatística Aplicada) – Universidade Federal Rural de Pernambuco. Recife, BR-PE, 2017.

SANTOS, S. O.; ALVES, M. Sinopse taxonômica da família Lauracea na porção norte da Floresta Atlântica brasileira. **Revista Brasileira de Biociências**, 2013.

SCARFE, W. C.; FARMAN, A. G. What is Cone-Beam CT and How Does it Work? **Dental Clinics of North America**, v. 52, n. 4, p. 707-730, 2008.

SCHESSL, M.; SILVA, W. L. D.; GOTTSBERGER, G. Effects of fragmentation on forest structure and litter dynamics in Atlantic rainforest in Pernambuco, Brazil. **Flora - Morphology, Distribution, Functional Ecology of Plants**, v. 203, n. 3, p. 215-228, 2008.

SILVEIRA, H. C. S. et al. Emissions generated by sugarcane burning promote genotoxicity in rural workers: a case study in Barretos, Brazil. **Environ Health**, v. 12, p. 87, 2013.

SOLOVIEV, V.; SOLOVIEVA, V.; TULIAKOVA, A. Visibility graphs and precursors of stock crashes. **Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics**, n. 8, 2019.

SOTO-GÓMEZ, D.; Perez-Rodriguez, P., Juiz, LV, Paradelo, M., Lopez-Periago, J. E. 3D multifractal characterization of computed tomography images of soils under different tillage management: Linking multifractal parameters to physical properties. **Geoderma**, v. 363, p. 114129, 2020.

SUDARSAN, B.; JIA, W.; ADAMCHUK, V.; BISWAS, A. Characterizing soil particle sizes using wavelet analysis of microscope images. **Computers and Electronics in Agriculture**, v. 148, p. 217-225, 2018.

SUPRIYA, S.; SIULY, S.; WANG, H.; CAO, J.; ZHANG, Y. Weighted visibility graph with complex network features in the detection of epilepsy. **IEEE access**, v. 4, p. 6554-6566, 2016.

RIBEIRO, M. C. et al. The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. **Biological Conservation**, v. 142, p.1141–1153, 2009.

ROCHA, K. D. et al. Caracterização da vegetação arbórea adulta em um fragmento de floresta atlântica, Igarassu, PE. **Revista Brasileira de Ciências Agrárias**, v. 3, n. 1, p. 35-41, 2008.

TAINA, I. A.; HECK, R. J.; ELLIOT, T. R. Application of X-ray computed tomography to soil science: A literature review. **Henry Madden Library Tech Serv**, v. 1, p. 1-20, 2007.

TOMOTSUNE, M. et al. Preliminary observations of soil organic layers using a compact MRI for non-destructive analysis of internal soil structure. **Ecol Res**, v. 30, p. 303–310, 2015.

TORRE, I. G. et al. Multifractal analysis of 3D images of tillage soil. **Geoderma**, v. 311, p. 167-174, 2018. TORRE, I. G. et al. Scaling properties of binary and greyscale images in the contexto of X-ray soil tomography. **Geoderma**, v. 365, p. 114205, 2020.

TORRE, I. G.; LOSADA, J. C.; TARQUIS, A. M. Multiscaling properties of soil images. **Biosystems engineering**, v. 168, p. 133-141, 2018.

UNESCO. Reserva da Biosfera da Mata Atlântica: revisão e atualização dos limites e zoneamento da Reserva da Biosfera da Mata Atlântica em base cartográfica digitalizada: Fase VI São Paulo: **MAB-UNESCO**. 38: 119 p. 2009.

VOGEL, H.-J; WELLER, U.; SCHLÜTER, S. Quantification of soil structure based on Minkowski functions. **Computers & Geosciences**, v. 36, n. 10, p. 1236-1245, 2010.

WANG, H. et al. Fractal analysis and its impact factors on pore structure of artificial cores based on the images obtained using magnetic resonance imaging. **Journal of Applied Geophysics**, v. 86, p. 70-81, 2012.

WANG, J. et al. Using computed tomography (CT) images and multi-fractal theory to quantify the pore distribution of reconstructed soils during ecological restoration in opencast coal-mine. **Ecological Engineering**, v. 92, p. 148-157, 2016.

WANG, M.; VILELA, A. L.; DU, R.; ZHAO, L.; DONG, G.; TIAN, L.; STANLEY, H. E. Topological properties of the limited penetrable horizontal visibility graph family. **Physical Review E**, v. 97, n. 5, p. 052117, 2018.

WATTEAU, F.; VILLEMIN, G. Soil Microstructures Examined Through Transmission Electron Microscopy Reveal Soil-Microorganisms Interactions. **Frontiers in Environmental Science**, v. 6, p. 106, 2018.

WEI, L. et al. Structural damage and shear performance degradation of fiber–lime–soil under freeze–thaw cycling. **Geotextiles and Geomembranes**, v. 50, n. 5, p. 845-857, 2022.

WOZNIAK, M. et al. Comparison of methods to derive morphological parameters of multi-fractal samples of particle aggregates from TEM images. **Journal of Aerosol Science**, v. 47, p. 12-26, 2012.

YU, L. Visibility graph network analysis of gold price time series. **Physica A**, v.392, p. 3374-3384, 2013

ZHANG, H. et al. Applications of Computed Tomography (CT) in environmental soil and plant sciences. **Soil and Tillage Research**, v. 226, p. 105574, 2023.

ZHOUPING, W.; SHELDON, W.; DEAN, C. Ring artifacts removal from synchrotron CT image slices. **Journal of Instrumentation**, v. 8, n. 06, p. C06006, 2013.

ZHU, R., LU, S. A High-resolution TEM Investigation of Nanoparticles in Soils. **Molecular Environmental Soil Science at the Interfaces in the Earth's Critical Zone**, v. 1, p. 282-284, 2010.

ZOU, Y.; DONNER, R. V.; MARWAN, N.; DONGES, J. F.; KURTHS, J. Complex network approaches to nonlinear time series analysis. **Physics Reports**, v. 787, p. 1-97, 2019.