

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
INSTITUTO DE FÍSICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL**

FÁBIO ALVARENGA BALISTA

**Aplicação da teoria da informação na análise de dados micrometeorológicos
em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia**

**CUIABÁ - MT
2025**

FÁBIO ALVARENGA BALISTA

**Aplicação da teoria da informação na análise de dados micrometeorológicos
em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia**

Tese apresentada ao curso de pós-graduação em Física Ambiental da Universidade Federal de Mato Grosso, como parte dos requisitos para obtenção do título de doutor em Física Ambiental.

Orientador: Prof. Dr. Sérgio Roberto De Paulo

**CUIABÁ - MT
2025**

Dados Internacionais de Catalogação na Fonte.

B186a Balista, Fábio Alvarenga.

Aplicação da teoria da informação na análise de dados micrometeorológicos em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia [recurso eletrônico] / Fábio Alvarenga Balista. -- Dados eletrônicos (1 arquivo : 71 f., il. color., pdf). -- 2025.

Orientador: Sérgio Roberto de Paulo.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2025.

Modo de acesso: World Wide Web: <https://ri.ufmt.br>.

Inclui bibliografia.

1. Entropia de Shannon. 2. Plano complexidade-entropia. 3. Dados micrometeorológicos. 4. Floresta de transição. I. de Paulo, Sérgio Roberto, *orientador*. II. Título.

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Permitida a reprodução parcial ou total, desde que citada a fonte.



MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
PRÓ-REITORIA DE ENSINO DE PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM FÍSICA AMBIENTAL

FOLHA DE APROVAÇÃO

**TÍTULO: APLICAÇÃO DA TEORIA DA INFORMAÇÃO NA ANÁLISE DE DADOS
MICROMETEOROLÓGICOS EM UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO CERRADO-AMAZÔNIA**

AUTOR: DOUTORANDO FÁBIO ALVARENGA BALISTA

Tese defendida e aprovada em **26 de novembro de 2025**.

COMPOSIÇÃO DA BANCA EXAMINADORA

1. [PROF. DR. SÉRGIO ROBERTO DE PAULO [Presidente Banca /Orientador]

INSTITUIÇÃO: UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO

2. PROF. DR. LEONE FRANCISCO AMORIM CURADO [Examinador Interno]

INSTITUIÇÃO: UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO

3. PROF. DR. JOÃO BASSO MARQUES [Examinador Interno]

INSTITUIÇÃO: UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO

4. PROF. DR. LUCIO ÂNGELO VIDAL [Examinador Externo]

INSTITUIÇÃO: INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA

5. PROF. DR. OSVALDO ALVES PEREIRA [Examinador Externo]

INSTITUIÇÃO: FUNDAÇÃO DE APOIO À TECNOLOGIA E CIÊNCIA

CUIABÁ, 26/11/2025.



Documento assinado eletronicamente por **MARCELO SACARDI BIUDES**, **Coordenador(a) de Programas de Pós-Graduação em Física Ambiental - IF/UFMT**, em 28/11/2025, às 08:48, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **SERGIO ROBERTO DE PAULO**, **Docente da Universidade Federal de Mato Grosso**, em 28/11/2025, às 19:33, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **LEONE FRANCISCO AMORIM CURADO**, **Docente da Universidade Federal de Mato Grosso**, em 28/11/2025, às 19:34, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **lucio angelo vidal**, **Usuário Externo**, em 01/12/2025, às 07:21, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Osvaldo Alves Pereira**, **Usuário Externo**, em 01/12/2025, às 17:36, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **JOÃO BASSO MARQUES**, **Docente da Universidade Federal de Mato Grosso**, em 02/12/2025, às 10:53, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site http://sei.ufmt.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **8701130** e o código CRC **9E2B41E3**.

RESUMO

Esta tese investiga a dinâmica de variáveis micrometeorológicas em uma floresta de transição entre o Cerrado e a Amazônia, localizada próxima a Sinop, Mato Grosso, por meio de abordagens baseadas em teoria da informação e análise de complexidade. No primeiro trabalho, foi calculada a entropia de informação de Shannon para um conjunto de variáveis micrometeorológicas, incluindo temperaturas do ar em múltiplas alturas (1 m, 4 m, 12 m, 20 m, 28 m, 30 m e 40 m), radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 m e 40 m, radiação líquida, direção e velocidade do vento, fluxos de calor sensível, latente e de carbono, umidade relativa e concentração de vapor d'água. Essa análise quantificou a incerteza e a distribuição de informações nessas variáveis, revelando padrões de variabilidade e previsibilidade no microclima da floresta, com implicações para o entendimento de processos ecológicos e climáticos em ecossistemas de transição. No segundo trabalho, focado nas temperaturas do ar nas mesmas alturas (1 m, 4 m, 12 m, 20 m, 28 m, 30 m e 40 m), foi construído o plano de complexidade-entropia, que combina medidas de entropia e complexidade estatística para caracterizar a estrutura dinâmica dos dados. Adicionalmente, calculou-se a entropia de permutação multiescala, permitindo avaliar como a entropia e a complexidade variam em diferentes escalas temporais. Essa abordagem multiescala destacou heterogeneidades na organização das séries temporais de temperatura, identificando transições entre comportamentos caóticos e ordenados, e fornecendo *insights* sobre a influência de fatores ambientais escalares na estabilidade do microclima florestal. Juntos, esses trabalhos contribuem para uma compreensão integrada da complexidade informacional em florestas de transição, oferecendo ferramentas quantitativas para monitorar impactos climáticos e apoiar modelagens ecológicas, com potencial aplicação em conservação e previsão de mudanças ambientais na região amazônica-cerrado.

Palavras-chave: Entropia de Shannon 1; Plano complexidade-entropia 2; Dados micrometeorológicos 3; Floresta de transição 4.

ABSTRACT

This thesis investigates the dynamics of micrometeorological variables in a transition forest between the Cerrado and the Amazon, located near Sinop, Mato Grosso, using approaches based on information theory and complexity analysis. In the first study, Shannon's information entropy was calculated for a set of micrometeorological variables, including air temperatures at multiple heights (1 m, 4 m, 12 m, 20 m, 28 m, 30 m, and 40 m), photosynthetically active radiation (PAR) at 1 m and 40 m, net radiation, wind direction and speed, sensible, latent, and carbon heat fluxes, relative humidity, and water vapor concentration. This analysis quantified the uncertainty and information distribution in these variables, revealing patterns of variability and predictability in the forest's microclimate, with implications for understanding ecological and climatic processes in transition ecosystems. In the second study, focusing on air temperatures at the same heights (1 m, 4 m, 12 m, 20 m, 28 m, 30 m, and 40 m), an entropy-complexity plane was constructed, combining measures of entropy and statistical complexity to characterize the dynamic structure of the data. Additionally, multiscale permutation entropy was calculated to assess how entropy and complexity vary across different temporal scales. This multiscale approach highlighted heterogeneities in the organization of temperature time series, identifying transitions between chaotic and ordered behaviors and providing insights into the influence of scalar environmental factors on the stability of the forest microclimate. Together, these studies contribute to an integrated understanding of informational complexity in transition forests, offering quantitative tools to monitor climatic impacts and support ecological modeling, with potential applications in conservation and prediction of environmental changes in the Amazon-Cerrado region.

Keywords: Shannon entropy 1; Entropy-complexity plane 2; Micrometeorological variables 3; transition forest 4.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Localização da torre micrometeorológica em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia.....	30
Figura 2 - (a) Dependência da entropia de Shannon e (b) entropia de Shannon normalizada, ambas em função do número de intervalos (n), para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 m e 40 m de altura, medidas durante o período seco de 2002.	33
Figura 3 - (a) Dependência da entropia de Shannon e (b) entropia de Shannon normalizada, ambas em função do número de intervalos (n), para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 m e 40 m de altura, medidas no durante o período chuvoso de 2002.....	33
Figura 4 - Distribuição de probabilidade das radiações (a) PAR1 com 20 intervalos, (b) PAR1 com 200 intervalos, (c) PAR40 com 20 intervalos, e (d) PAR40 com 200, ambas medidas durante o período chuvoso 2002.....	34
Figura 5 - (a) Entropia das temperaturas com n variando entre 20 e 3000 e (b) variando entre 1000 e 3000 para ampliar a imagem, período seco, 2002.	36
Figura 6 - Entropia normalizada das temperaturas com n variando entre 20 e 3000, período seco, 2002.	36
Figura 7 - (a) Entropia das temperaturas com n variando entre 20 e 3000 e (b) variando entre 400 e 2200 para ampliar a imagem, período chuvoso, 2002.	37
Figura 8 - Entropia normalizada das temperaturas com n variando entre 20 e 3000, período chuvoso, 2002.....	37
Figura 9 - Distribuição de probabilidade da temperatura medida a 12 metros de altura para número de intervalos n igual 200, medidas no período seco (a) e chuvoso (b) em 2002.....	38
Figura 10 - Entropia de Shannon normalizada do mês de junho (seco) com número de intervalos variando de 200 a 20000.....	39
Figura 11 - Entropia de Shannon normalizada do mês de fevereiro (chuvoso) com número de intervalos variando de 200 a 20000.....	39
Figura 12 - Gráfico de barras das entropias normalizadas para variáveis micrometeorológicas com 300 intervalos durante o período seco (a) e chuvoso (b).	40
Figura 13 - Localização da Floresta de Transição Amazônia-Cerrado na Fazenda Maracá, noroeste de Sinop, Mato Grosso, Brasil.	47
Figura 14 - Plano complexidade-entropia com intervalo de confiança de 95% para o período seco de uma floresta de transição.	52

Figura 15 - Plano complexidade-entropia com intervalo de confiança de 95% para o período chuvoso de uma floresta de transição.	53
Figura 16 - Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de agosto, período seco.	54
Figura 17 - Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de outubro, início das chuvas.	54
Figura 18 - Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de março, final das chuvas.	55
Figura 19 - (a) Distribuição de Bandt - Pompe da temperatura em junho (mês seco) a 12 metros de altura e (b) distribuição de Bandt - Pompe da temperatura em fevereiro (mês chuvoso) a 1 metro de altura de uma floresta de transição.	56
Figura 20 - Plano complexidade-entropia multiescala do período seco de uma floresta de transição.	57
Figura 21 - Plano complexidade-entropia multiescala do período chuvoso de uma floresta de transição.	57
Figura 22 - Plano complexidade-entropia multiescala do período seco e chuvoso de uma floresta de transição.	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Valores da entropia e entropia normalizada em função das frequências para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 e 40 m de altura durante o período seco 2002.	35
Tabela 2 - Valores da entropia e entropia normalizada em função das frequências para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 e 40 m de altura durante o período chuvoso 2002.	35
Tabela 3 - Tabelas das entropias normalizadas para variáveis micrometeorológicas com 300 intervalos durante o período seco (a) e chuvoso (b).	40

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	OBJETIVOS	13
1.1.1	Objetivo geral	13
1.1.2	Hipóteses	13
1.1.3	Objetivos específicos	14
2	REVISÃO DE LITERATURA	15
2.1	SISTEMAS DINÂMICOS E SÉRIES TEMPORAIS	15
2.2	DETERMINAÇÃO DA FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE ATRAVÉS DA ABORDAGEM DE BANDT E POMPE	19
2.3	PLANO DE INFORMAÇÃO CAUSAL	21
2.4	LINHAS DE PESQUISAS	22
2.4.1	Dinâmica do cérebro e análise de sinais EEG	22
2.4.2	Caracterização de séries temporais de origem econômica	24
2.4.3	Teoria da informação na literatura	24
2.4.4	Teoria da informação em estudos climatológicos	25
3	ARTIGO 01 – “QUANTIFICAÇÃO DA INCERTEZA MICROMETEOROLÓGICA EM FLORESTAS DE TRANSIÇÃO CERRADO-AMAZÔNIA POR MEIO DA ENTROPIA DE SHANNON”	27
3.1	INTRODUÇÃO	28
3.2	MATERIAL E MÉTODOS	29
3.2.1	Área de estudo	29
3.2.2	Coleta de dados	30
3.2.3	Análise de dados	31
3.2.4	Cálculo da entropia de Shannon	31
3.3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	32
3.3.1	Entropia da radiação par	32
3.3.2	Entropia das temperaturas	35
3.3.3	Comparação entre diferentes variáveis	38
3.4	CONCLUSÃO	42
4	ARTIGO 2: “ANÁLISE DO PERFIL DE TEMPERATURA UTILIZANDO O PLANO COMPLEXIDADE-ENTROPIA EM UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO CERRADO-AMAZÔNIA”	43
4.1	INTRODUÇÃO	44
4.2	MATERIAL E MÉTODOS	46
4.2.1	Área de estudo	46
4.2.2	Entropia de shannon	47

4.2.3	Função densidade de probabilidade através da metodologia de Bandt e Pompe..	48
4.2.4	Complexidade estatística	49
4.2.5	Plano complexidade-entropia.....	50
4.2.6	Análise de dados	51
4.3	RESULTADOS E DISCUSSÃO	51
4.3.1	Plano complexidade-entropia no período seco e chuvoso	52
4.3.2	Plano complexidade-entropia multiescala no período seco e chuvoso.....	56
4.4	CONCLUSÃO	59
5	CONCLUSÃO GERAL	61
6	REFERÊNCIAS	63

1 INTRODUÇÃO

As florestas de transição entre o Cerrado e a Amazônia representam um ecossistema único, caracterizado pela coexistência de elementos florísticos, climáticos e ecológicos de ambos os biomas. Essas áreas são de particular interesse científico devido à sua sensibilidade às mudanças climáticas, à variabilidade ambiental e aos impactos antropogênicos, como desmatamento e alterações no uso da terra (Silva Junior *et al.*, 2019). A compreensão da dinâmica micrometeorológica dessas regiões, incluindo variáveis como temperatura, umidade, radiação líquida, radiação fotossinteticamente ativa, concentração de dióxido de carbono, concentração de vapor de água, fluxo de calor sensível, fluxo de calor latente, fluxo de carbono, velocidade e direção do vento se torna essencial para elucidar os processos ecológicos que sustentam a resiliência e a funcionalidade desses ecossistemas. No entanto, a análise de tais variáveis, frequentemente caracterizadas por alta variabilidade temporal, requer abordagens robustas e inovadoras que transcendam métodos estatísticos tradicionais. Nesse contexto, a teoria da informação surge como uma ferramenta poderosa para quantificar a incerteza e a complexidade inerentes aos dados ambientais.

A teoria da informação, originalmente desenvolvida por Claude Shannon (1948) no contexto das telecomunicações, tem encontrado aplicações em diversas áreas do conhecimento, incluindo a ecologia (Sippel *et al.*, 2016) a meteorologia (Li; Zuntao, 2014) e a ciência do clima (Li e Zuntao 2014). Por meio de conceitos como a entropia de Shannon, que mede a incerteza ou a quantidade de informação em um sistema, e o plano de complexidade-entropia, que avalia a interação entre ordem e aleatoriedade em séries temporais, é possível extrair informações valiosas sobre a dinâmica de sistemas naturais complexos. No caso das florestas de transição Cerrado-Amazônia, a aplicação dessas ferramentas permite explorar como variáveis micrometeorológicas interagem e como seus padrões se manifestam em diferentes escalas temporais. Este trabalho propõe a utilização da teoria da informação para analisar dados micrometeorológicos coletados em uma floresta de transição, com foco em dois estudos complementares: (i) a aplicação da entropia de Shannon para caracterizar a incerteza associada a variáveis micrometeorológicas; e (ii) a utilização do plano de complexidade-entropia para investigar a dinâmica da temperatura em diferentes alturas da floresta.

O primeiro estudo emprega a entropia de Shannon como uma métrica para quantificar a variabilidade e a incerteza das condições micrometeorológicas em uma floresta de transição. A entropia de Shannon é particularmente útil para avaliar a previsibilidade de variáveis ambientais, fornecendo *insights* sobre como os fatores climáticos interagem e influenciam os

processos ecológicos. Por exemplo, a análise da entropia pode revelar se a temperatura ou a radiação líquida apresenta maior imprevisibilidade em determinadas condições sazonais, o que tem implicações diretas para a modelagem climática e a gestão de recursos naturais. Já o segundo estudo utiliza o plano de complexidade-entropia, uma abordagem mais recente que combina a entropia com medidas de complexidade estatística, para explorar a dinâmica da temperatura em diferentes alturas. Essa metodologia permite distinguir entre comportamentos aleatórios e estruturados nas séries temporais, oferecendo uma visão detalhada sobre como a estrutura vertical do dossel influencia a variabilidade térmica. Juntos, esses estudos contribuem para uma compreensão mais profunda da dinâmica ambiental em florestas de transição, com potenciais aplicações em modelagem ecológica, previsão climática e conservação de ecossistemas.

A relevância deste trabalho reside em sua abordagem interdisciplinar, que combina ferramentas da teoria da informação com dados micrometeorológicos para abordar questões ambientais de alta complexidade. As florestas de transição Cerrado-Amazônia são ecossistemas criticamente importantes, tanto do ponto de vista ecológico quanto socioeconômico, especialmente considerando sua vulnerabilidade às mudanças climáticas e às pressões antropogênicas (Nascimento *et al.*, 2019). A aplicação de métodos baseados na teoria da informação oferece uma perspectiva inovadora para caracterizar a variabilidade e a complexidade desses sistemas, fornecendo subsídios para estratégias de manejo sustentável e mitigação de impactos ambientais. Além disso, este trabalho contribui para o avanço do uso de técnicas computacionais avançadas em estudos ambientais, alinhando-se com a crescente demanda por abordagens quantitativas robustas na ciência do clima.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo geral

O objetivo geral desta tese é aplicar conceitos da teoria da informação para caracterizar a dinâmica micrometeorológica em florestas de transição Cerrado-Amazônia, com ênfase na entropia de Shannon e no plano de complexidade-entropia.

1.1.2 Hipóteses

Com base na revisão da literatura e nas características sazonais e verticais do microclima florestal, as seguintes hipóteses foram formuladas: a Hipótese 1, de que variáveis micrometeorológicas influenciadas diretamente pelo ecossistema local (como temperatura e

CO₂) apresentam maior conteúdo informacional (maior entropia normalizada) do que variáveis predominantemente forçadas por fatores externos (como radiação solar); a Hipótese 2, de que a estrutura vertical do dossel modula a complexidade e a previsibilidade da temperatura, de modo que camadas próximas ao solo exibam maior estabilidade (menor entropia) do que camadas próximas ao topo do dossel, especialmente durante a estação seca; e a Hipótese 3, de que a sazonalidade (seco vs. chuvoso) altera significativamente a organização informacional das séries temporais micrometeorológicas, com maior aleatoriedade (maior entropia) e menor complexidade estrutural no período chuvoso.

1.1.3 Objetivos específicos

Para operacionalizar a investigação, os objetivos específicos são, primeiro, quantificar a incerteza associada a variáveis micrometeorológicas (temperatura, umidade, radiação líquida, radiação fotossinteticamente ativa, concentração de dióxido de carbono, concentração de vapor de água, fluxos de calor sensível, latente e de carbono, velocidade e direção do vento) por meio da entropia de Shannon normalizada, testando assim a Hipótese 1. O segundo objetivo é analisar a complexidade e a previsibilidade da dinâmica da temperatura em diferentes alturas do dossel florestal utilizando o plano de complexidade-entropia, avaliando a Hipótese 2. O terceiro objetivo é comparar os padrões de entropia e complexidade entre as estações seca e chuvosa, utilizando análise multiescala e bootstrapping, para verificar a Hipótese 3.

Adicionalmente, a tese busca aprofundar a interpretação dos resultados por meio de três focos complementares: avaliar o grau de complexidade dos processos termodinâmicos no ecossistema, identificando sua proximidade ao regime caótico e a possibilidade de processos termodinâmicos eficientes fora desse regime; verificar o papel regulatório da vegetação nos processos termodinâmicos, por meio da análise da entropia informacional em diferentes alturas em relação ao dossel; e quantificar o impacto da chuva e da umidade na complexidade termodinâmica do microclima florestal.

2 REVISÃO DE LITERATURA

2.1 SISTEMAS DINÂMICOS E SÉRIES TEMPORAIS

Física, bem como outras disciplinas científicas como biologia ou finanças, podem ser consideradas ciências observacionais, ou seja, eles tentam inferir propriedades de um sistema desconhecido a partir da análise do registo do seu comportamento (série temporal). Sistemas dinâmicos são sistemas que evoluem no tempo. Na prática, é bastante comum que só se possa medir uma série temporal escalar $X(t)$ que pode ser uma função de variáveis $V = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ descrevendo a dinâmica subjacente $dV/dt = f(V)$. Então, a questão natural é, a partir de $X(t)$ quanto podemos aprender sobre a dinâmica do sistema. De uma forma mais formal, dado um sistema, seja ele natural ou artificial, e dado um observável de tal sistema cuja evolução possa ser rastreada através do tempo, surge uma pergunta natural: quanta informação essa codificação observável dá sobre a dinâmica do sistema subjacente?

Séries temporais provenientes de sistemas caóticos compartilham com aqueles gerados por processos estocásticos diversas propriedades que os tornam muito semelhantes. Exemplos dessas propriedades são: um espectro de potência de banda larga (PS), uma função de autocorrelação do tipo delta e, um comportamento irregular dos sinais medidos. Devido ao fato de um comportamento irregular e aparentemente imprevisível ser frequentemente observado em séries temporais naturais, a questão que surge imediatamente é se o sistema é caótico (determinístico de baixa dimensão) ou estocástico. Se formos capazes de mostrar que o sistema é dominado pelo caos determinístico de baixa dimensão, então apenas alguns modos (não-lineares e coletivos) são necessários para descrever a dinâmica pertinente. Caso contrário, então, o comportamento complexo poderia ser modelado por um sistema dominado por um grande número de modos excitados que são, em geral, melhor descritos por abordagens estatísticas ou estocásticas.

O conteúdo de informação de um sistema é normalmente avaliado através de uma função de distribuição de probabilidade (PDF) P descrevendo a atribuição de alguma quantidade mensurável ou observável, geralmente uma série temporal $X(t)$. Quantificar o conteúdo de informação de um determinado observável é, portanto, em grande parte equivalente a caracterizar a sua distribuição de probabilidade. Isto é frequentemente feito com a ampla família de medidas chamadas quantificadores da Teoria da Informação (Gray, 2013). Podemos definir os quantificadores da Teoria da Informação como medidas capazes de caracterizar propriedades relevantes da PDF associado a estas séries temporais, e desta forma devemos extrair informação sobre a dinâmica do sistema em estudo.

Quantificadores da teoria da informação

Entropia é uma quantidade básica com múltiplas interpretações específicas em física: por exemplo, ela foi associada com desordem, volume do espaço de estados, e falta de informação (Brissaud, 2005). Ao se tratar de conteúdo de informação, a entropia de Shannon é muitas vezes considerada como a mais fundamental e mais natural (Shannon, 1948; Shannon; Weaver, 1949). A entropia, considerada como uma medida de incerteza, é o exemplo mais paradigmático destes quantificadores de informação. Seja $P = \{p_i; i = 1, \dots, N\}$ e $\sum_{i=1}^N p_i = 1$, uma distribuição de probabilidade discreta, com N o número de estados possíveis do sistema em estudo. A medida de informação logarítmica de Shannon se dá por

$$S[P] = - \sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i). \quad (1)$$

Isto pode ser considerado como uma medida da incerteza associada (informação) ao processo físico descrito por P . Por exemplo, se $S[P] = S_{min} = 0$, estamos em posição de prever com total certeza quais dos possíveis resultados i , cujas probabilidades são dadas por p_i , irão realmente ocorrer. Nosso conhecimento do processo subjacente descrito pela distribuição de probabilidade é máximo neste caso. Em contraste, nosso conhecimento é mínimo para uma distribuição uniforme $P_e = \{p_i = 1/N, \forall i = 1, \dots, N\}$ uma vez que todos os resultados apresentam a mesma probabilidade de ocorrência, e a incerteza é máxima, ou seja, $S[P_e] = S_{max} = \ln N$. No caso discreto, definimos uma entropia de Shannon “normalizada”, $0 \leq H \leq 1$, como

$$H[P] = \frac{S[P]}{S_{max}}. \quad (2)$$

A entropia de Shannon é uma medida global, ou seja, não é muito sensível a fortes mudanças ou variações de distribuição numa região de tamanho pequeno. Esse não é o caso da Medida de Informação de Fisher (FIM) (Fisher; Russell, 1997; Frieden, 2004). Para a FIM tomamos a expressão em termos de amplitudes de probabilidade reais como ponto de partida. Uma FIM discreta e normalizada, $0 \leq F \leq 1$, conveniente para os nossos propósitos presentes, é dado por:

$$F[P] = F_0 \sum_{i=1}^{N-1} [\sqrt{p_{i+1}} - \sqrt{p_i}]^2. \quad (3)$$

Tem sido amplamente discutido que esta discretização é a mais bem comportada em um ambiente discreto (Sánchez-Moreno; Yanez; Dehesa, 2009). Aqui a constante de normalização F_0 lê

$$F_0 = \begin{cases} 1, & \text{se } p_{i^*} = 1 \text{ (para } i^* = 1 \text{ o } i^* = N) \text{ e } p_i = 0, \forall i \neq i^* \\ 1/2, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (4)$$

A Medida de informação de Fisher pode ser interpretada de várias maneiras, como uma medida da capacidade de estimar um parâmetro, como a quantidade de informação que pode ser extraída de um conjunto de medições, e também como uma medida do estado de desordem de um sistema ou fenômeno (Frieden, 2004). Note que a entropia de Shannon diminui com a assimetria da distribuição, enquanto a informação de Fisher aumenta.

A complexidade denota um estado de coisas que podemos facilmente apreciar quando confrontados com ela; no entanto, é bastante difícil de definir quantitativamente, provavelmente devido ao fato de que não há uma definição universal de complexidade. Entre as duas instâncias especiais de ordem perfeita e aleatoriedade completa, existem uma grande variedade de possíveis graus de estrutura física que devem ser refletidos nas características da subjacente distribuição de probabilidade P . Gostaríamos de assumir que o grau de estruturas correlacionais seria adequadamente capturado por uma forma funcional $C[P]$ da mesma forma que a entropia da Shannon $S[P]$ (Shannon, 1948) “captura” aleatoriedade.

Claramente, as estruturas ordinais presentes em um processo não são quantificadas por medidas de aleatoriedade, e, conseqüentemente, são necessárias medidas de complexidade estatística ou estrutural para uma melhor compreensão (caracterização) da dinâmica do sistema representada pela sua série temporal (Feldman; Crutchfield, 1998). Os extremos opostos de ordem perfeita e aleatoriedade máxima são muito simples de descrever, pois eles não têm nenhuma estrutura. A complexidade deve ser zero nestes casos. A uma dada distância destes extremos, existe uma grande variedade de estruturas ordinais possíveis. A complexidade pode ser caracterizada por um certo grau de organização, estrutura, memória, regularidade, simetria e padrões (Feldman; McTague; Crutchfield, 2008). A medida da complexidade faz muito mais do que satisfazer as condições de contorno do desaparecimento nos limites de alta e baixa entropia. Em particular, a complexidade máxima ocorre na região entre o estado perfeitamente ordenado do sistema e o estado totalmente desordenado. A complexidade permite-nos detectar detalhes essenciais da dinâmica e, mais importante ainda, caracterizar a estrutura correlacional das ordenações presentes nas séries temporais.

A complexidade estatística é frequentemente caracterizada pela situação paradoxal de uma dinâmica complicada gerada a partir de sistemas relativamente simples. Obviamente, se o sistema em si já está suficientemente envolvido e é constituído por muitas partes diferentes, pode claramente gerar uma dinâmica bastante intrincada, mas talvez sem o surgimento de

dinâmicas típicas com padrões característicos (Kantz; Kurths; Mayer-Kress, 2012). Portanto, um sistema complexo não necessariamente gera uma saída complexa. A complexidade estatística é, portanto, relacionada a estruturas padronizadas escondidas na dinâmica, emergindo de um sistema que por si só pode ser muito mais simples do que a dinâmica que ele gera (Kantz; Kurths; Mayer-Kress, 2012). De acordo com López-Ruiz, Mancini e Calbet (López-Ruiz; Mancini; Calbet, 1995), e usando um oxímoro, um objeto, um procedimento, ou sistema é dito ser complexo quando não exhibe padrões considerados simples. Segue-se que uma medida de complexidade adequada deve sumir tanto para sistemas completamente ordenados como para sistemas completamente aleatórios e não pode basear-se apenas no conceito de informação (que é máxima e mínima para os sistemas acima mencionados). Uma medida adequada de complexidade pode ser definida como o produto de uma medida de informação e uma medida de desequilíbrio, ou seja, algum tipo de distância da distribuição equiprovável dos estados acessíveis de um sistema. A este respeito, Rosso e colegas de trabalho (Lamberti *et al.*, 2004; Martin; Plastino; Rosso, 2003) introduziram uma Medida de Complexidade Estatística eficaz (SCM) C , que é capaz de detectar detalhes essenciais dos processos dinâmicos subjacentes ao conjunto de dados. Baseado na noção inspiradora criada por López-Ruiz, Mancini e Calbet (López-Ruiz; Mancini; Calbet, 1995), esta medida de complexidade estatística (Lamberti *et al.*, 2004; Martin; Plastino; Rosso, 2003) é definido através da forma funcional do produto

$$C[P] = Q_j[P, P_e]. H[P] \quad (5)$$

da entropia normalizada de Shannon H , Eq. (2), e o desequilíbrio Q_j definido em termos da divergência Jensen-Shannon $J[P, P_e]$. Isto é,

$$Q_j[P, P_e] = Q_0 \cdot J[P, P_e] = Q_0 \cdot \left\{ S\left[\frac{P + P_e}{2}\right] - \frac{S[P]}{2} - \frac{S[P_e]}{2} \right\}, \quad (6)$$

a divergência de Jensen-Shannon acima mencionada e Q_0 , uma constante de normalização de tal forma que $0 \leq Q_j \leq 1$:

$$Q_0 = -2 \left\{ \frac{N+1}{N} \ln(N+1) - \ln(2N) + \ln N \right\}^{-1}, \quad (7)$$

são iguais ao inverso do valor máximo possível de $J[P, P_e]$. Este valor é obtido quando um dos componentes de P , digamos p_m , é igual a um e o restante p_j são zero. A divergência de Jensen-Shannon, que quantifica a diferença entre as distribuições de probabilidade, é especialmente útil para comparar a composição simbólica entre diferentes sequências. Note-se que o SCM introduzido acima depende de duas distribuições de probabilidade diferentes: uma associada à variável do sistema em análise, P , e o outro a distribuição uniforme, P_e . Além disso, foi

mostrado que para um dado valor de H , o intervalo de C possível varia entre um mínimo de $C_{\min}$ e um máximo de $C_{\max}$, restringindo os possíveis valores do SCM. Assim, fica claro que informações adicionais importantes relacionadas à estrutura correlacional entre os componentes do sistema físico é fornecido pela avaliação da medida de complexidade estatística. Se o nosso sistema, com PDF discreto associado, estiver em um estado muito ordenado, será representado por um PDF extremamente reduzido, para o qual quase todos os valores p_i são quase zero, exceto para um determinado estado $k \neq i$ com $p_k \cong 1$, então tanto a entropia normalizada de Shannon como a complexidade estatística são próximas de zero ($H \approx 0$ e $C \approx 0$), e a medida de informação normalizada da Fisher é próxima de um ($F \approx 1$). Por outro lado, quando o sistema em estudo é representado por um estado muito desordenado, ou seja, quando todos os valores p_i oscilam em torno do mesmo valor com pequena dispersão, temos $H \approx 1$ enquanto $C \approx 0$ e $F \approx 0$. Pode-se afirmar que comportamento general da FIM da presente versão discreta (Eq. (3)), é oposta à da entropia de Shannon, exceto para movimentos periódicos. A local sensibilidade de FIM para valores discretos é refletida no fato de que o “i-ordenação” específico dos valores discretos p_i deve ser seriamente levado em conta na avaliação da soma em Eq. (3). Este ponto foi amplamente discutido por Rosso e colegas de trabalho (Olivares; Plastino; Rosso, 2012b, 2012a). Os somando podem ser considerados como uma espécie de “distância” entre duas probabilidades contíguas. Assim, uma ordenação diferente dos termos somados pertinentes levaria a um valor FIM diferente, ou seja, evidenciando-se sua natureza local. Rosso e colegas de trabalho também propuseram seguir a ordem lexicográfica na geração do PDF de Bandt-Pompe. Dado o caráter local da FIM, quando combinada com um quantificador global como a entropia normalizada de Shannon, conforme o plano Shannon–Fisher, $H \times F$, apresentado por Vignat e Bercher (Vignat; Bercher, 2003). Esses autores mostraram que esse plano é capaz de caracterizar o comportamento não estacionário de um sinal complexo.

2.2 DETERMINAÇÃO DA FUNÇÃO DENSIDADE DE PROBABILIDADE ATRAVÉS DA ABORDAGEM DE BANDT E POMPE

A avaliação dos quantificadores derivados da Teoria da informação, como os anteriormente introduzidos (entropia de Shannon, informação de Fisher e complexidade estatística), supõe algum conhecimento prévio sobre o sistema; especificamente, uma distribuição de probabilidade associada à série temporal em análise deve ser fornecida com antecedência. A determinação da PDF mais adequado é um problema fundamental porque a

PDF P e o espaço amostral Ω são indissociáveis. As metodologias usuais atribuem a cada ponto da série temporal $X(t)$ um símbolo de um alfabeto finito criando assim uma sequência simbólica que pode ser considerada como uma descrição granulada não causal (non causal coarse grained) da série temporal em consideração. Como consequência, perdem-se as relações de ordem e as escalas temporais da dinâmica. A técnica habitual do histograma corresponde a este tipo de tarefa. A informação causal pode ser devidamente incorporada se a informação sobre a dinâmica passada do sistema for incluída na sequência simbólica, isto é, símbolos do alfabeto são atribuídos a uma porção de espaço de fase ou trajetória. Muitos métodos têm sido propostos para uma seleção adequada do espaço de probabilidade (Ω, P) . Entre outros, do tipo não causal (non causal coarse grained), podemos citar a contagem de frequências (Rosso; Craig; Moscato, 2009), procedimentos baseados em estatísticas de amplitude (De Micco *et al.*, 2008), dinâmicas simbólicas binárias (Mischaikow *et al.*, 1999), Análise de Fourier (Powell; Percival, 1979), ou Transformada Wavelet (Rosso *et al.*, 2001, 2006). A adequação de cada uma das metodologias propostas depende da peculiaridade dos dados, como a estacionariedade, comprimento da série, variação dos parâmetros, nível de contaminação do ruído, etc. Em todos estes casos, aspectos globais da dinâmica podem ser capturados de alguma forma, mas as diferentes abordagens não são equivalentes na sua capacidade de discernir todos os detalhes físicos relevantes. Bandt & Pompe (BP) (Bandt; Pompe, 2002) introduziu uma metodologia simbólica simples e robusta que leva em conta causalidade temporal (causal coarse grained methodology) pela comparação de valores vizinhos em uma série temporal. Os dados simbólicos são: (i) criados pela classificação dos valores da série; e (ii) definido pelo reordenamento dos dados incorporados em ordem ascendente, o que equivale a um espaço de fase reconstruído com dimensão de “embedding” D (dimensão de incorporação) e tempo de atraso τ . Desta forma, é possível quantificar a diversidade dos símbolos de ordenação (padrões ordenados) derivados de uma série temporal. Observe que a sequência de símbolos apropriada surge naturalmente da série temporal, e nenhuma suposição baseada em modelo é necessária. De facto, as “partições” necessárias são geradas pela comparação da ordem dos valores relativos vizinhos e não pela repartição das amplitudes de acordo com diferentes níveis. Esta técnica, ao contrário da maioria das que existem na prática corrente, tem em conta a estrutura temporal das séries temporais geradas pelo processo físico em estudo. Como tal, permite-nos descobrir detalhes importantes sobre a estrutura ordinal da série temporal (Rosso *et al.*, 2007, 2012). e pode também produzir informação sobre a correlação temporal (Rosso, O. A.; Masoller, 2009; Rosso, Osvaldo A.; Masoller, 2009). É evidente que este tipo de análise de uma série temporal implica a perda de detalhes da informação de amplitude da série original. No entanto, ao referir-

se apenas à estrutura intrínseca da série, uma redução significativa da dificuldade foi efetivamente realizada pelo BP no que se refere à descrição de sistemas complexos. A representação simbólica de séries temporais por meio de uma comparação de valores consecutivas ($\tau = 1$) ou valores não consecutivos ($\tau > 1$) permite uma reconstrução empírica precisa do espaço de fase subjacente, mesmo na presença de ruído fraco (observacional e dinâmico). Além disso, os padrões ordinais associados ao PDF são invariantes em relação as transformações monótonas não lineares. Consequentemente, os desvios não lineares ou escalas introduzidas artificialmente por um dispositivo de medição não modificam a estimativa de quantificadores, uma propriedade agradável que lida com dados experimentais (Saco *et al.*, 2010). Estas vantagens tornam a metodologia BP mais conveniente do que os métodos convencionais baseados em uma partição por faixa de valores, por exemplo, um PDF baseado em histograma de amplitudes.

Quanto à seleção dos parâmetros, Bandt e Pompe sugeriram trabalhar com $4 \leq D \leq 6$, e especificamente consideraram $\tau = 1$ em seu trabalho. No entanto, é claro que outros valores de τ poderiam fornecer informações adicionais. Foi recentemente demonstrado que este parâmetro está fortemente relacionado, se for relevante, com as escalas de tempo intrínsecas do sistema em análise (Soriano *et al.*, 2011; Zunino *et al.*, 2010; Zunino; Soriano; Rosso, 2012). Vantagens adicionais do método residem em i) a sua simplicidade (requer apenas alguns parâmetros: o comprimento do padrão/dimensão de embedding D e tempo de atraso τ), e ii) a natureza extremamente rápida do processo de cálculo. A metodologia BP pode ser aplicada não apenas a séries temporais representativas de dinâmicas de baixa dimensão, mas também a qualquer tipo de série temporal (regular, caótica, ruidosa ou baseada na realidade).

2.3 PLANO DE INFORMAÇÃO CAUSAL

A evolução temporal dos quantificadores da Teoria da informação, entropia de Shannon H , complexidade estatística C , e informação de Fisher F , podem ser analisadas usando um diagrama bidimensional (2D) dos quantificadores correspondentes versus tempo t . No entanto, a segunda lei da termodinâmica afirma que, para sistemas isolados, a entropia cresce monotonamente com o tempo ($dH/dt \geq 0$) (Plastino; Plastino, 1996). Isto implica que a entropia H pode ser considerada como uma flecha de tempo, de modo que, uma forma equivalente de estudar a evolução temporal destes quantificadores é usando a entropia normalizada H como o substituto para o eixo do tempo. Dois planos de informação causal são definidos. O termo

causalidade lembra o fato de que as correlações temporais entre amostras sucessivas são levadas em conta através da prescrição de Bandt e Pompe PDF usado para estimar ambos os quantificadores da Teoria da informação: a) O plano causal entropia-complexidade, $H \times C$, é uma técnica compacta que abrange os valores da entropia normalizada de Shannon H e a complexidade estatística C baseado apenas nas características globais da PDF associada a série de tempo (ambas as quantidades são definidas em termos de entropia de Shannon); enquanto que b) O plano causal Shannon-Fisher, $H \times F$, é uma técnica compacta que abrange os valores da entropia normalizada de Shannon H e as medida informações de Fisher F com base nas características globais e locais do PDF. No caso de $H \times C$ a faixa de variação é $[0, 1] \times [C_{\min}, C_{\max}]$ (com $C_{\min}$ e $C_{\max}$ os valores mínimo e máximo da complexidade estatística, respectivamente, para um dado valor H (Martin; Plastino; Rosso, 2006)), enquanto no plano de causal $H \times F$, o intervalo é de $[0, 1] \times [0, 1]$. Estas duas ferramentas diagnósticas mostraram ser particularmente eficientes para distinguir entre a natureza caótica e estocástica de uma série temporal, uma vez que os quantificadores de permutação têm comportamentos distintos para diferentes tipos de comportamento. De acordo com os resultados obtidos por Rosso et al (Olivares; Plastino; Rosso, 2012b; Rosso *et al.*, 2007; Rosso; Olivares; Plastino, 2015), mapas caóticos têm entropia intermediária H e Fisher F valores, enquanto complexidade C alcança valores maiores, muito próximos dos do limite. Para processos regulares, entropia e complexidade têm valores pequenos, próximos de zero, enquanto o Fisher está próximo de um. Finalmente, processos estocásticos totalmente não correlacionados estão localizados na localização planar associada a H , onde atinge valores maiores, muito próximos dos do limite. Para processos regulares, entropia e complexidade têm valores pequenos, próximos de zero, enquanto o Fisher está próximo de um. Finalmente, processos estocásticos totalmente não correlacionados estão localizados na localização plana associada a H perto de um e, C , F perto de zero, respectivamente.

2.4 LINHAS DE PESQUISAS

2.4.1 Dinâmica do cérebro e análise de sinais EEG

Uma ferramenta útil para detectar e compreender a comunicação cerebral é o eletroencefalografia (EEG). Os sinais EEG descrevem a atividade elétrica que ocorre no córtex e fornecem um instrumento importante para a compreensão de uma variedade de processos cognitivos. Os EEG são o produto da atividade sincronizada do cérebro e as variações nos padrões de oscilações do EEG refletem as alterações subjacentes na sincronia neuronal.

Diferentes padrões de atividade cerebral estão relacionados à atenção. Medidas da contribuição relativa das oscilações EEG são particularmente úteis para investigar as propriedades emergentes das atividades rítmicas do cérebro. A atividade elétrica do cérebro pode ser considerada caótica e regida por uma dinâmica não linear, por conseguinte, extrair informação desta pode ser uma questão difícil. Portanto, temos de utilizar medidas que poderiam explicar a dinâmica intrínseca dos sistemas caóticos e altamente não lineares.

Para analisar as características do cérebro, como interconexões e fluxo de informações entre diferentes áreas do cérebro, têm se optado por trabalhar com quantificadores causais de tempo baseado na Teoria da Informação (Entropia de Shannon, Complexidade Estatística, Informação de Fisher e Plano de informação Causal) (Frieden, 2004; Rosso *et al.*, 2007; Shannon; Weaver, 1949). Esses quantificadores são avaliados usando a metodologia de simbolização de Bandt-Pompe (Bandt; Pompe, 2002) que inclui naturalmente a ordem causal no tempo fornecida pelos dados da série temporal na Função de Distribuição de Probabilidade (PDF) correspondente. Essas ferramentas foram empregadas para analisar sinais cerebrais em vários estudos: para estimar as diferenças de tempo durante a sincronização de fase (Montani *et al.*, 2015), para mostrar que a complexidade é maximizada perto da criticidade em estados corticais (Lotfi *et al.*, 2021), para distinguir estados corticais usando dados de EEG (Rosso *et al.*, 2006), bem como atividade neural (Montani; Deleglise; Rosso, 2014). Dentre diversos trabalhos, temos o da Helena Bordini de Lucas (de Lucas *et al.*, 2021), que utilizou dados de EEG de um macaco enquanto realizava uma tarefa (puxar uma alavanca). O trabalho concluiu que os quantificadores da teoria da informação, tanto global como entropia de Shannon pela complexidade estatística, que formam o plano causal, quanto a local, como medidas de informação de Fisher, são ferramentas úteis para caracterizar o processo de informação nos sinais cerebrais. Foi possível determinar regiões corticais nas quais a informação específica da resposta é processada, e pode também estimar intervalos de tempo e escalas de tempo em que essas diferenças são mais pronunciadas e onde começam. Cada quantificador serviu para corroborar resultados ou como informação adicional de algumas características específicas.

Todos os trabalhos citados acima tiveram bons resultados no quesito proposto pelo método da teoria da informação, que tem o intuito de caracterizar, analisar ou diferenciar sinais elétricos do cérebro. E por conta desses resultados e como essas metodologias se mostraram promissoras, foram propostos novos trabalhos como por exemplo; caracterizar séries temporais a partir de sinais de EEG para estágio do sono, e também caracterizar sinais de pessoas com epilepsia e Alzheimer.

2.4.2 Caracterização de séries temporais de origem econômica

O método da entropia de permutação e complexidade estatística com o seu espaço de representação chamado plano complexidade-entropia ou plano causal, demonstrou ser bem sucedido na análise da eficiência e previsibilidade dos mercados financeiros (Bariviera, Aurelio Fernandez *et al.*, 2015; Bariviera, Aurelio Fernández *et al.*, 2015; Bariviera *et al.*, 2016).

Dentre diversos trabalhos quero destacar os de Araújo (Araujo, 2022; de Araujo *et al.*, 2019) que sabendo que as commodities agrícolas são consideradas talvez as commodities mais importantes, pois qualquer aumento acentuado nos preços dos alimentos tem consequências sérias para a segurança alimentar e o bem-estar, especialmente em países em desenvolvimento. Fez um artigo, analisando a previsibilidade dos preços das commodities agrícolas brasileiras durante o período após a crise alimentar de 2007/2008, e também analisou os preços em janelas deslizantes em cinco dessas commodities, observando a evolução desses preços ao longo do período, antes, durante e depois da crise alimentar de 2007/2011. Para isso, utilizou-se quantificadores da teoria da informação, entropia de permutação, complexidade estatística e informação de Fisher, e associou cada commodity com sua posição CECF e FI e comparou sua eficiência (previsibilidade) usando o desvio de um processo aleatório. O mercado de café apresentou maior eficiência (menor previsibilidade), enquanto o mercado de carne suína apresentou menor eficiência (maior previsibilidade). Quando analisados 5 commodities entre os períodos (1996-2018), observou-se uma evolução temporal do índice de eficiência derivado da entropia de Shannon e da medida de informação de Fisher, percebeu também que as séries de preços do café e da soja apresentam eficiência alta e estável. Para todo o período analisado, a eficiência do mercado de açúcar mostrou um aumento constante, enquanto a eficiência do gado e do algodão, primeiro diminui (até a crise) e depois aumentou no período pós-crise. No caso do açúcar, gado vivo e algodão, foi possível observar o período da crise alimentar (2007-2011), enquanto para o café e a soja essas medidas não foram capazes de capturar diferenças de previsibilidade e desordem neles, os quais foram classificados como commodities que não sofreram distorções em suas séries de preços durante esse período.

2.4.3 Teoria da informação na literatura

Um trabalho bastante interessante é o de Osvaldo Rosso (Rosso; Craig; Moscato, 2009), onde na época foram introduzidos novos quantificadores da Teoria da Informação em um estudo linguístico computacional que envolve um grande corpus da literatura renascentista inglesa. Onde foram estudados 185 textos (136 peças e 49 poemas no total), com primeiras edições que vão de 1580 a 1640, que formam um conjunto representativo de seu período. Esse

conjunto de dados inclui 30 textos inquestionavelmente atribuídos a Shakespeare; além disso, foi incluído também *A Lover's Complaint*, um poema que geralmente aparece nas edições coletadas de Shakespeare, mas cuja autoria estava em disputa. Os quantificadores de complexidade estatística combinaram o poder da divergência de Jensen-Shannon com as variações de entropia calculadas a partir de uma função de distribuição de probabilidade das frequências de uso das palavras observadas. Os resultados mostraram, entre outras coisas, que, para uma dada entropia, os poemas apresentam maior complexidade do que as peças, e que a obra de Shakespeare se enquadra em dois grupos distintos de entropia e que a sua obra é notável pela sua homogeneidade e pela sua proximidade com os meios globais. Sugerindo então, que a obra *Lover's complaint*, é sim produzida por Shakespeare.

2.4.4 Teoria da informação em estudos climatológicos

A maioria dos trabalhos com aplicações de informações quantificadoras de padrões ordinais em estudos climatológicos foram limitados a dados de vazão (Jovanovic *et al.*, 2017; Serinaldi; Zunino; Rosso, 2014a; Stosic *et al.*, 2016). No entanto, vem surgindo novos trabalhos como o de Silva (Silva *et al.*, 2021), que demonstram o potencial dos métodos do plano de causalidade complexidade-entropia e informação de Fisher para ser utilizados na avaliação de diferentes regimes climáticos. Neste trabalho, Silva fez análise sobre previsibilidade e a complexidade das séries temporais mensais de precipitação registradas de 1950 a 2012, em 133 estações hidrográficas no estado de Pernambuco. Foi utilizado o plano de causalidade de entropia-complexidade (CECP) e o plano de Fisher Shannon (FS) formados pelos quantificadores de informação; entropia de permutação, complexidade estatística, e medida de informação de Fisher, que servem para avaliar a aleatoriedade e a organização estrutural do processo. Ao comparar as localizações das estações analisadas no CECP e FS e realizar testes de significância estatística, foi possível distinguir o regime de chuvas na região profunda do Sertão, do interior intermediário do Agreste e nas regiões costeiras e tropicais úmidas da Zona da Mata. Também foram realizadas análises CECP e FS dependentes do tempo e para a região do Sertão identificou-se os períodos de maior entropia (menor complexidade e medida de informação de Fisher) que estão relacionados a episódios de El Niño e secas históricas no Nordeste do Brasil. Portanto, esse trabalho representa uma contribuição para estabelecer o uso de métodos baseados na teoria da informação em estudos climatológicos.

Outro trabalho que merece reconhecimento é o de Fang (Ma; Fan; Ling, 2022), onde foi explorado a estrutura temporal dos dados ambientais usando a teoria da informação. A

entropia de permutação e o plano de causalidade de entropia-complexidade foram aplicadas a seis dados de poluentes registrados em Pequim durante 2013-2016, esses quantificadores de informação é uma poderosa ferramenta para diferenciar dinâmicas determinísticas e estocásticas não lineares. Os resultados obtidos mostraram que as séries de poluentes apresentam significativa aleatoriedade na primavera e no verão, e mais correlações temporais no inverno e no outono.

3 ARTIGO 01 – ‘QUANTIFICAÇÃO DA INCERTEZA MICROMETEOROLÓGICA EM FLORESTAS DE TRANSIÇÃO CERRADO-AMAZÔNIA POR MEIO DA ENTROPIA DE SHANNON ‘

RESUMO

Este estudo avalia a consistência das estimativas de entropia de Shannon aplicadas a séries temporais de variáveis micrometeorológicas (temperatura do ar em diferentes alturas, radiação líquida, radiação fotossinteticamente ativa, concentração de dióxido de carbono, concentração de vapor de água, fluxos de calor sensível, latente e de carbono, velocidade do vento e direção do vento) coletadas em uma floresta semidecídua de transição Cerrado-Amazônia, na Amazônia Legal, Brasil. A região é caracterizada por duas estações climáticas distintas (seca e chuvosa), que influenciam a variabilidade das variáveis analisadas. A entropia de Shannon foi utilizada para quantificar a incerteza e a informação contida em cada variável, considerando a dependência das estimativas nos intervalos de valores (*bins*) utilizados na discretização. Os resultados revelam que as estimativas de entropia são consistentes com as características físicas de cada variável, indicando que os fluxos (calor sensível, latente e carbono) apresentam menor conteúdo informacional em comparação com as concentrações (dióxido de carbono e vapor de água). A radiação (líquida e fotossinteticamente ativa) foi identificada como a variável com menor quantidade de informação, sugerindo maior previsibilidade. Esses achados contribuem para a compreensão da dinâmica micrometeorológica em ecossistemas de transição, com implicações para modelagem climática e manejo sustentável, destacando a robustez da entropia de Shannon como ferramenta para análise de sistemas ambientais complexos.

Palavras-chave: Entropia de Shannon, dados micrometeorológicos, floresta de transição, incerteza.

ABSTRACT

This study evaluates the consistency of Shannon entropy estimates applied to time series micrometeorological variables — air temperature at different heights, net radiation, photosynthetically active radiation, carbon dioxide concentration, water vapor concentration, sensible heat flux, latent heat flux, carbon flux, wind speed, and wind direction — collected over in a semideciduous transition forest between Cerrado and Amazon in the Legal Amazon, Brazil. The region is characterized by two distinct climatic seasons (dry and wet), which influence the variability of the analyzed variables. Shannon entropy was used to quantify the uncertainty and information content of each variable, considering the dependence of estimates

on the value intervals (bins) used for discretization. The results show that entropy estimates are consistent with the physical characteristics of each variable, indicating that fluxes (sensible heat, latent heat, and carbon) have lower information content compared to concentrations (carbon dioxide and water vapor). Radiation (net and photosynthetically active) was identified as the variable with the least information content, suggesting higher predictability. These findings contribute to understanding the micrometeorological dynamics in transition ecosystems, with implications for climate modeling and sustainable management, highlighting the robustness of Shannon entropy as a tool for analyzing complex environmental systems.

Keywords: Shannon Entropy, micrometeorological data, transition forest, uncertainty.

3.1 INTRODUÇÃO

As mudanças climáticas globais e a intensificação das ações antrópicas sobre ecossistemas naturais têm destacado a importância da micrometeorologia para compreender o papel dos ecossistemas na regulação climática (Koch; Hubau; Lewis, 2021; Luo *et al.*, 2011; Mitchard, 2018). Ecossistemas naturais, como as florestas de transição Cerrado-Amazônia, desempenham um papel crucial na troca de energia e matéria entre a biosfera e a atmosfera, particularmente envolvendo gases de efeito estufa, como dióxido de carbono e metano. Além disso, a compreensão da termodinâmica de não equilíbrio desses sistemas, incluindo a regulação de parâmetros climáticos como temperatura, é essencial para prever os impactos das mudanças ambientais (Coe *et al.*, 2016; Llopart *et al.*, 2018). No entanto, a medição de fluxos de energia e matéria, como calor sensível, latente e carbono, apresenta desafios significativos. A técnica de covariância de eddy, considerada o padrão para essas medições, exige equipamentos de alto custo (aproximadamente US\$ 100.000), limitando sua aplicação a poucos locais. Como resultado, os dados micrometeorológicos são caracterizados por alta resolução temporal, gerando séries temporais robustas, mas com baixa cobertura espacial. Dada essa restrição espacial, extrair o máximo de informação das séries temporais micrometeorológicas é uma prioridade científica.

A teoria da informação, especialmente por meio da entropia de Shannon, oferece uma abordagem poderosa para quantificar a incerteza e o conteúdo informacional de variáveis como temperatura, umidade, radiação e fluxos. Apesar de sua ampla aplicação em áreas como neurociência (de Lucas *et al.*, 2021; Haufe *et al.*, 2013; Thul *et al.*, 2016) e estudos em escalas microscópicas (Maggs; Morales, 2013), o uso da entropia de Shannon em micrometeorologia é ainda incipiente. Alguns estudos ambientais aplicaram a entropia de Shannon para analisar

variáveis ecológicas e climáticas (Ma; Fan; Ling, 2022; Osmane; Dimmock; Pulkkinen, 2019; Silva *et al.*, 2021), mas raramente no contexto de dados micrometeorológicos. A análise de séries temporais micrometeorológicas por meio da teoria da informação também abre novas perspectivas para questões fundamentais, como: Qual é a quantidade de informação trocada entre variáveis nos processos de interação matéria-matéria e matéria-energia? Como medir o fluxo e a divergência de informação em sistemas naturais? Quão conservativa é a informação em processos ambientais? Qual é a relação entre entropia de informação e entropia física? Essas questões, ainda pouco exploradas, destacam a relevância de desenvolver métodos robustos para estimar a informação em dados micrometeorológicos. No entanto, o cálculo da entropia de Shannon apresenta desafios, particularmente devido à sua dependência nos intervalos de discretização (bins) utilizados para estimar a distribuição de probabilidades das variáveis. Essa sensibilidade pode afetar a consistência das estimativas, especialmente em séries temporais com alta variabilidade, como aquelas encontradas em ecossistemas de transição caracterizados por estações seca e chuvosa. Para superar essas limitações, abordagens alternativas, como a entropia de Renyi e o plano de complexidade-entropia (Rosso *et al.*, 2007), têm sido propostas. Apesar disso, a entropia de Shannon permanece amplamente utilizada devido à sua simplicidade e robustez.

O objetivo central deste estudo é avaliar a consistência das estimativas de entropia de Shannon aplicadas a séries temporais de variáveis micrometeorológicas como: temperatura do ar em diferentes alturas, radiação líquida, radiação fotossinteticamente ativa, concentração de dióxido de carbono, concentração de vapor de água, fluxos de calor sensível, latente e de carbono, velocidade do vento e direção do vento, coletadas em uma floresta semidecídua de transição Cerrado-Amazônia, na Amazônia Legal, Brasil. A análise considera a dependência das estimativas nos intervalos de discretização, com o objetivo de quantificar a incerteza e o conteúdo informacional de cada variável em um contexto sazonal (estações seca e chuvosa). Este trabalho contribui para o avanço da micrometeorologia ao demonstrar a aplicabilidade da entropia de Shannon em ecossistemas complexos, com implicações para a modelagem climática e o manejo sustentável.

3.2 MATERIAL E MÉTODOS

3.2.1 Área de estudo

Os dados foram coletados em uma floresta tropical semidecídua de terra firme, localizada 50 km a nordeste de Sinop, Mato Grosso, Brasil, nas coordenadas 11°24.75'S,

55°19.50'W (figura 1), a 423 metros de altitude. A floresta, com dossel de 25–28 metros de altura, apresenta composição florística característica das florestas semidecíduas da Amazônia, conforme descrito por (Luo et al. 2011; Mitchard 2018; Koch et al. 2021; Ackerly *et al.* 1989 e Lorenzi 2000). A região exibe duas estações climáticas distintas: uma estação seca (maio a setembro), com cerca de 1% da precipitação média anual, e uma estação chuvosa (outubro a abril), com aproximadamente 50% da precipitação anual, equivalente a 350 mm/mês (Priante-Filho *et al.*, 2004).

Biomass de Mato Grosso com a localização da Torre micrometeorológica

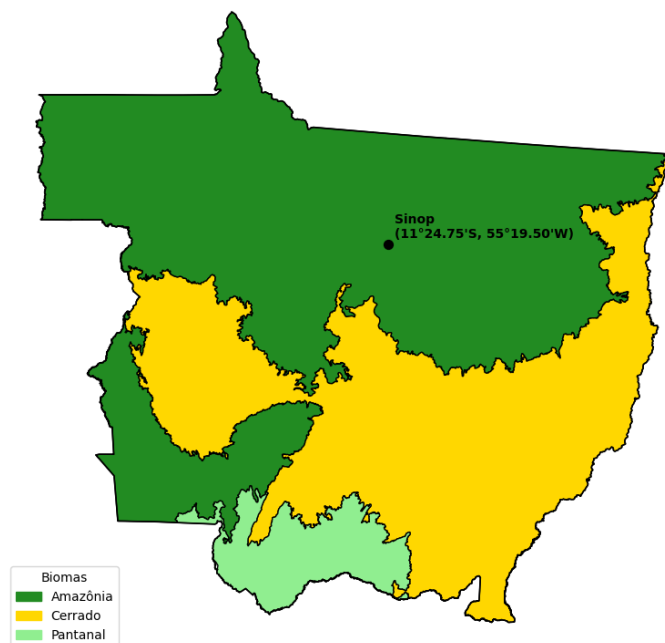


Figura 1 Localização da torre micrometeorológica em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia

3.2.2 Coleta de dados

As medições micrometeorológicas foram realizadas em uma torre de 42 metros, posicionada 12–14 metros acima do dossel florestal, utilizando a técnica de covariância de eddy para quantificar os fluxos de calor latente (Φ_l) e sensível (Φ_s), conforme Baldocchi (2003). Essa técnica avalia diretamente as trocas de massa e energia entre a biosfera e a atmosfera, capturando o transporte turbulento de vapor de água (H_2O) e calor. Sensores incluíram um anemômetro-termômetro sônico tridimensional (CSAT-3, Campbell Scientific, Inc., Logan, UT, EUA) e um analisador de gás infravermelho de caminho aberto (LI-7500, LI-COR, Inc., Lincoln, NE, EUA), operando a 10 Hz. Os sensores foram alinhados à direção predominante do vento para minimizar distorções no fluxo. Os dados brutos foram coletados a uma frequência

de 10Hz e os fluxos médios a cada 30 minutos foram registrados por um datalogger (CR5000, Campbell Scientific, Inc., Logan, UT, EUA).

Os fluxos de calor latente e sensível foram calculados pela covariância entre flutuações na velocidade vertical do vento e, respectivamente, a densidade de vapor de água (H_2O) e a temperatura, em intervalos de 30 minutos, com rotação coordenada dos vetores do vento. Correções para flutuações simultâneas de calor foram aplicadas ao fluxo de vapor de água, conforme Webb et al. (1980).

A radiação líquida (R_n) foi medida a 40 metros acima do solo com um radiômetro líquido (NR-LITE, Kipp & Zonen, Bohemia, NY, EUA). A radiação fotossinteticamente ativa (PAR) foi quantificada com um sensor quântico (LI190SB, LI-COR Biosciences, Inc., Lincoln, NE, EUA). A temperatura do ar e a densidade de vapor de água foram registradas no topo da torre com o anemômetro sônico e o analisador de gás.

3.2.3 Análise de dados

Foram analisadas séries temporais de variáveis micrometeorológicas, com medições a cada 30 minutos, totalizando cerca de 1.500 medições por variável em um mês: temperatura do ar (T , °C) em alturas de 1, 4, 12, 20, 28, 30 e 40 metros (T_1 , T_4 , T_{12} , T_{20} , T_{28} , T_{30} , T_{40}); radiação líquida (R_n , W/m^2); radiação fotossinteticamente ativa (PAR, W/m^2) a 1 e 40 metros (PAR1 e PAR40); concentração de dióxido de carbono ($[CO_2]$, mg/m^3); concentração de vapor de água ($[H_2O]$, mg/m^3); fluxo de calor sensível (Φ_s , W/m^2); fluxo de calor latente (Φ_l , W/m^2); fluxo de carbono (Φ_c , $\mu mol/m^2s$); velocidade do vento (u , m/s); e direção do vento ($wDir$, graus). A medição da temperatura em diferentes alturas foi realizada para investigar a interação da biosfera com a atmosfera em diferentes níveis do dossel (12–28 metros).

Dois períodos foram analisados: estação seca (junho a setembro) e chuvosa (dezembro a março), para avaliar o impacto da umidade relativa e da precipitação no conteúdo informacional das variáveis. Foram analisados também, um mês representativo de cada período, junho (seco) e fevereiro (chuvoso), a escolha de um mês reflete as mudanças sazonais significativas na floresta de transição Cerrado-Amazônia (Priante Filho et al., 2004).

3.2.4 Cálculo da entropia de Shannon

A entropia de Shannon foi estimada para cada variável, quantificando a incerteza e o conteúdo informacional com base na distribuição de probabilidades dos valores discretizados. A dependência das estimativas nos intervalos de discretização (bins) foi avaliada para garantir a consistência dos resultados, conforme discutido por Costa et al. (2005) e Liu et al. (2008). O

cálculo foi implementado em software apropriado em linguagem Python, considerando a variabilidade sazonal (seco vs. chuvoso) e a estrutura vertical do dossel.

O cálculo da entropia de Shannon ($S[P]$) foi realizado seguindo o procedimento desenvolvido por Claude Shannon (1948),

$$S[P] = - \sum_{i=1}^N p_i \ln(p_i) \quad (2.1)$$

onde p_i é a probabilidade de um evento ocorrer, e o sinal negativo aparece para garantir que o resultado seja sempre positivo, pois a probabilidade varia entre 0 e 1, e o logaritmo de um número entre 0 e 1 é sempre negativo. A expressão pode ser vista como uma medida da incerteza (ou informação) inerente ao processo físico em questão. Sua forma normalizada ($H[P]$) é dada por:

$$H[P] = \frac{S[P]}{S_{max}} \quad (2.2)$$

onde S_{max} é uma distribuição uniforme, onde todos os resultados possuem a mesma probabilidade de ocorrência, nosso conhecimento é mínimo, e a incerteza atinge seu ponto máximo,

$$S_{max} = - \sum_{i=1}^N \frac{1}{N} \ln\left(\frac{1}{N}\right) = -N \frac{1}{N} \ln\left(\frac{1}{N}\right) = \ln(N) \quad (2.3)$$

A unidade da entropia depende da base do logaritmo utilizada. No modelo proposto por Claude Shannon, emprega-se o logaritmo em base 2, no qual a menor unidade de informação pode assumir apenas dois valores, 0 ou 1, sendo denominada **bit**. Já para dados naturais, utiliza-se o logaritmo natural, e a unidade correspondente é o **nat**.

3.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.3.1 Entropia da radiação PAR

Para todas as séries temporais analisadas em que as estimativas de entropia de Shannon são dependentes dos bins ou número de intervalos (n), quanto maior for n , maior será S , isso ocorre até um valor máximo em que a incerteza se estabiliza, isso significa que todos os estados foram preenchidos. No entanto, para H , a entropia de Shannon normalizada também varia com n , porém ela não se estabiliza, mas começa a decair linearmente com o aumento de n , isso ocorre devido ao fato de a entropia normalizada depender do inverso do logaritmo neperiano de estados acessíveis. Sendo assim, quando todos os estados estão preenchidos, o aumento de intervalos, aumenta os estados acessíveis, fazendo a entropia normalizada diminuir.

Um exemplo é mostrado nas figuras 2 e 3, onde podem ser vistos os valores de S (a) e H (b) em função de n , para a radiação fotossinteticamente ativa de 1 e 40 metros durante o período seco (figura 2) e chuvoso (figura 3) respectivamente. É possível verificar que existe um limite para o número de intervalos, sendo assim o número de intervalos varia de acordo com a resolução dos dados. Por exemplo, se a temperatura for dada com números de 3 dígitos (16,2, por exemplo) dentro do intervalo típico de 10 a 40 graus Celsius, espera-se que H diminua com n para n tão grande quanto $(40-10)/0,1 = 300$.

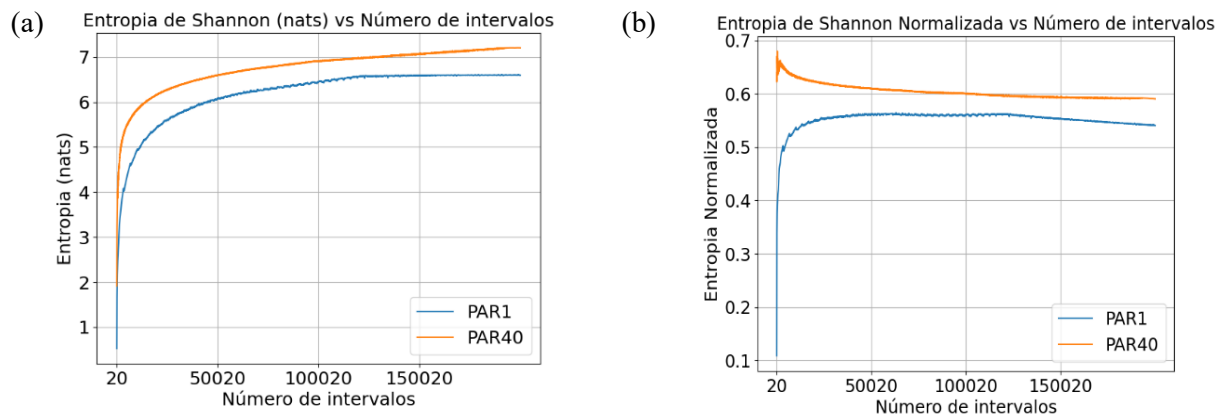


Figura 2 (a) Dependência da entropia de Shannon e (b) entropia de Shannon normalizada, ambas em função do número de intervalos (n), para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 m e 40 m de altura, medidas durante o período seco de 2002.

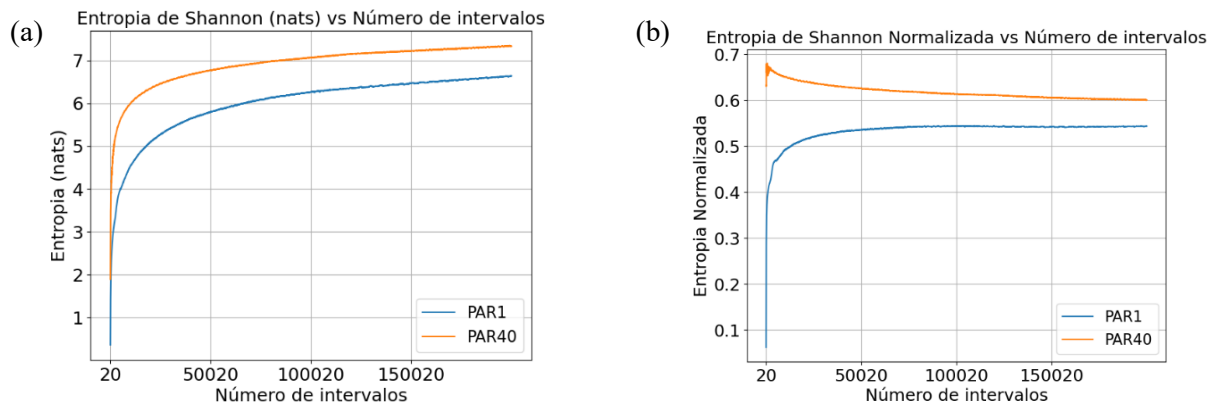


Figura 3 (a) Dependência da entropia de Shannon e (b) entropia de Shannon normalizada, ambas em função do número de intervalos (n), para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 m e 40 m de altura, medidas no período chuvoso de 2002.

O comportamento da entropia normalizada da radiação PAR medida a 1 metro de altura mostrou um comportamento completamente diferente da radiação medida a 40 metros de altura em ambos os períodos para a entropia normalizada figuras 2 (b) e 3 (b), isso se deve ao fato da distribuição da PAR1 ser mais assimétrica que a PAR40, pois possui muitos valores próximos de zero, diminuindo muito a entropia normalizada para número de intervalos n pequenos. As

figuras 4 (a) (b) (c) e (d) evidenciam as assimetrias entre as radiações, onde foi notado que a PAR40 possui quase metade dos dados próximos de zero (figuras 4 (c) e (d)), enquanto a PAR1 possui quase que sua totalidade de dados próximo de zero (figuras 4 (a) e (b)). Logo, PAR1 possui menos estados acessíveis, diminuindo assim sua incerteza sobre os dados.

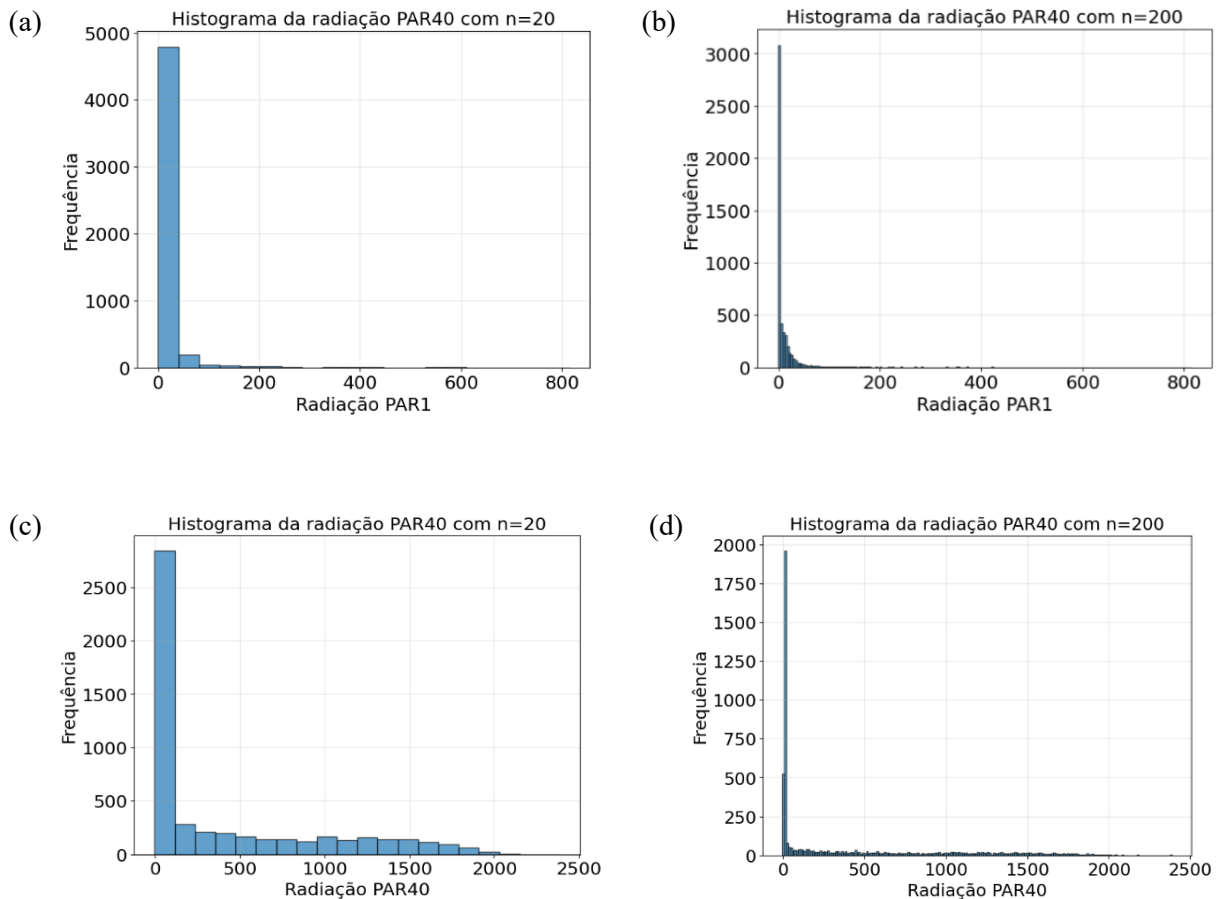


Figura 4 Distribuição de probabilidade das radiações (a) PAR1 com 20 intervalos, (b) PAR1 com 200 intervalos, (c) PAR40 com 20 intervalos, e (d) PAR40 com 200, ambas medidas durante o período chuvoso 2002.

As tabelas 1 e 2 mostram os valores de S e H em função das frequências de ocorrências, e não mais truncando os valores pelo número de intervalos. sendo assim, elas não dependem mais do n. Nesse caso, foi observado que o momento em que a entropia (S) em função de n se estabiliza, é igual à entropia das frequências de cada dado. O mesmo não ocorre para a entropia normalizada (H) em função de n, que aumenta os espaços acessíveis diminuindo a entropia normalizada em relação à entropia normalizada das frequências. É possível verificar também que ambas as entropias S e H apresentam valores ligeiramente maiores para o período chuvoso em relação ao período seco.

Tabela 1 Valores da entropia e entropia normalizada em função das frequências para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 e 40 m de altura durante o período seco 2002.

Variáveis (seco)	Entropia de Shannon (nats)	Entropia de Shannon normalizada
PAR1	6,620	0,866
PAR40	7,257	0,934

Tabela 2

Valores da entropia e entropia normalizada em função das frequências para a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) a 1 e 40 m de altura durante o período chuvoso 2002.

Variáveis (chuvoso)	Entropia de Shannon (nats)	Entropia de Shannon normalizada
PAR1	6,764	0,869
PAR40	7,428	0,941

A tabela 1 e 2 mostram que a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) é mais variável e menos previsível acima do dossel (40m) do que no sub-bosque (1m). Isso ocorre porque a luz no sub-bosque (1m) é atenuada, filtrada e mais estável, enquanto a luz acima da copa (40m) está mais sujeita à variação direta da nebulosidade, do movimento solar e de outros fatores atmosféricos.

Pode-se observar também que S e H são ligeiramente maiores no período chuvoso do que no período seco. Isso implica que o período chuvoso é mais imprevisível em termos de PAR. A maior nebulosidade, a formação e o movimento de nuvens, e as chuvas intermitentes introduzem uma maior variabilidade e complexidade na distribuição de frequências da radiação solar (e, conseqüentemente, da PAR) do que o período seco, que tende a ter céu mais limpo e estável.

3.3.2 Entropia das temperaturas

A entropia de Shannon (S) e a entropia normalizada (H) foram calculadas para séries de dados de temperatura coletadas em diferentes alturas (T1, T4, T12, T20, T28, T30 e T40, em metros) em uma floresta transição, com o objetivo de quantificar a incerteza associada à distribuição das temperaturas.

Os resultados da entropia e entropia normalizada para cada altura no período seco, são apresentados nas figuras 5 e 6, onde é possível observar que as temperaturas que possuem maior incerteza são aquelas mais próximas do dossel, enquanto as que apresentaram menor incerteza foram a 1 e 40 metros de altura. Já para a entropia normalizada a temperatura que apresentou maior incerteza foi a que está a quarenta metros de altura, pois esse modelo prioriza dados bem distribuídos em vez de estados preenchidos. Já a temperatura medida à 1 metro de altura

apresentou menor entropia em ambos os métodos, sendo assim, ela preencheu menos estados e apresentou distribuição mais assimétrica no período seco.

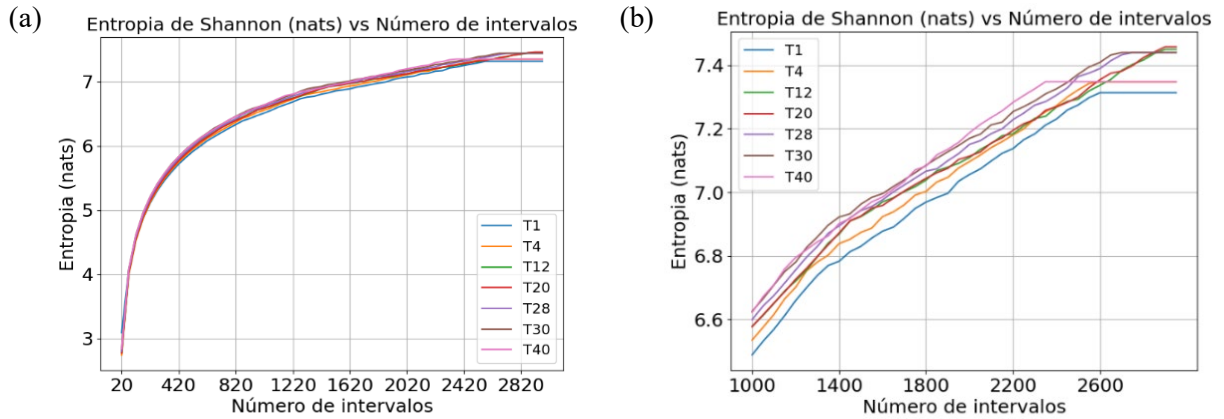


Figura 5 (a) Entropia das temperaturas com n variando entre 20 e 3000 e (b) variando entre 1000 e 3000 para ampliar a imagem, período seco, 2002.

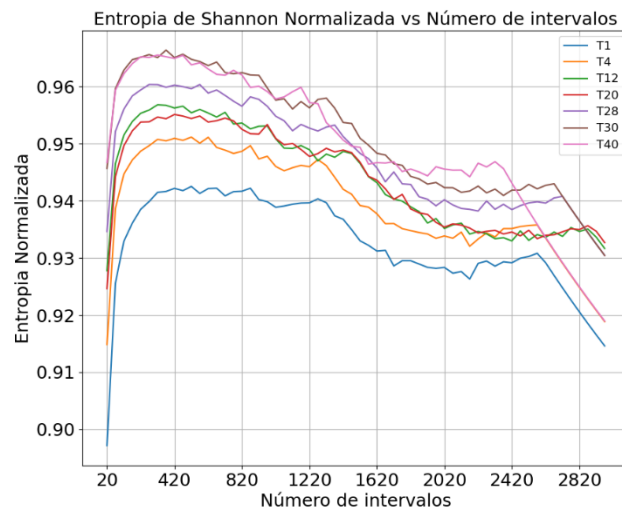


Figura 6 Entropia normalizada das temperaturas com n variando entre 20 e 3000, período seco, 2002.

Os resultados da entropia e entropia normalizada para cada altura no período chuvoso são apresentados nas figuras 7 e 8, onde é possível observar novamente que a temperatura a 1 metro de altura apresentou menor entropia e que as temperaturas próximas do dossel apresentaram maior entropia. Isso demonstra a importância do dossel na modulação da variabilidade térmica dentro da floresta. O dossel, como interface principal entre a vegetação e a atmosfera, desempenha um papel crítico na regulação do microclima, influenciando fatores como a radiação solar incidente, a circulação de ar e a umidade relativa. A maior entropia observada nas alturas próximas ao dossel sugere uma maior heterogeneidade térmica, possivelmente devido à exposição direta à radiação solar e às flutuações de vento, que criam

condições microclimáticas mais dinâmicas em comparação com as camadas inferiores, mais protegidas pela vegetação densa. Também foi possível observar que o período seco (figura 5 e 6) apresentou maior entropia de Shannon em comparação com o período chuvoso (figura 7 e 8) em todas as alturas analisadas (T1, T4, T12, T20, T28, T30 e T40). Essa maior entropia no período seco reflete uma maior variabilidade térmica, provavelmente devido à ocorrência de frentes frias, que introduzem mudanças bruscas de temperatura, e à presença de temperaturas mais elevadas, características desse período. Além disso, a redução da densidade do dossel durante o período seco, causada pela queda sazonal de folhas, contribui para maior exposição à radiação solar e à circulação de ar, intensificando as flutuações térmicas. Em contraste, o período chuvoso (figura 7 e 8) apresentou menor entropia, indicando um microclima mais estável, possivelmente devido à maior cobertura do dossel e à umidade elevada, que amortecem as variações de temperatura.

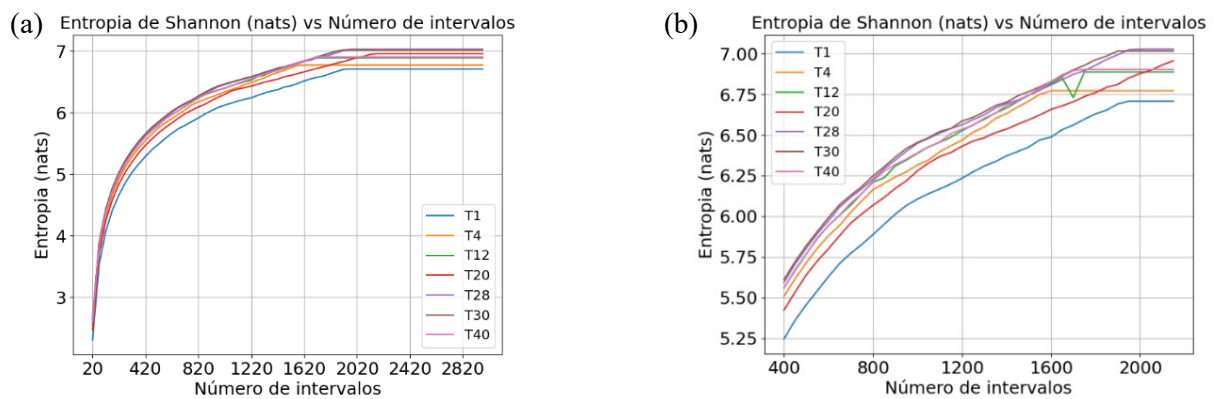


Figura 7 (a) Entropia das temperaturas com n variando entre 20 e 3000 e (b) variando entre 400 e 2200 para ampliar a imagem, período chuvoso, 2002.

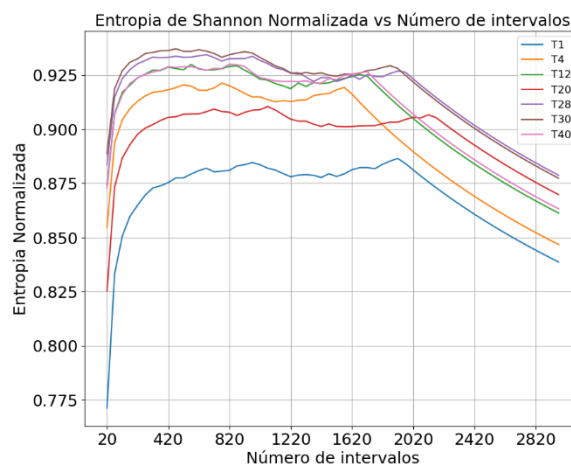


Figura 8 Entropia normalizada das temperaturas com n variando entre 20 e 3000, período chuvoso, 2002.

A Figura 9 ilustra a maior incerteza térmica no período seco (figura 9 (a)) em comparação com o período chuvoso (figura 9 (b)) por meio do histograma das temperaturas a 12 metros de altura (T12), destacando a maior dispersão dos valores de temperatura e maior homogeneidade das probabilidades durante o período seco.

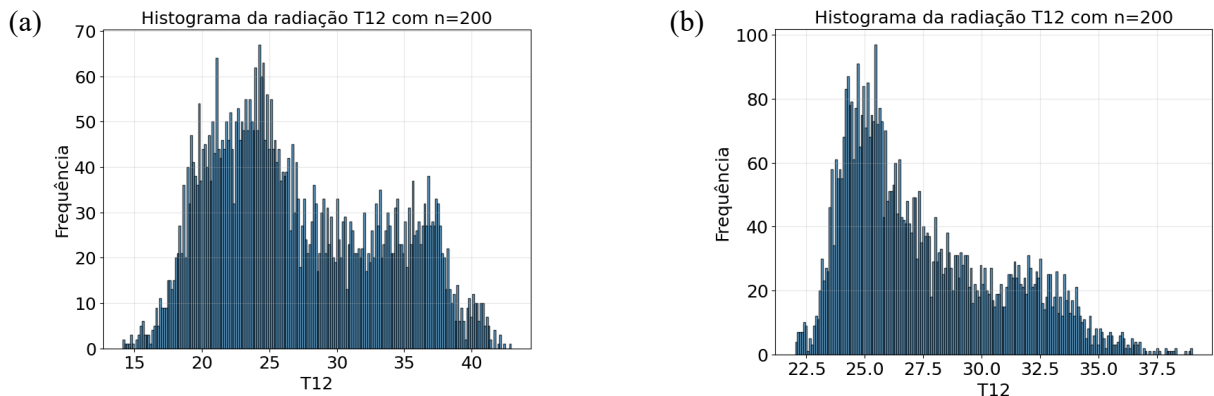


Figura 9 Distribuição de probabilidade da temperatura medida a 12 metros de altura para número de intervalos n igual 200, medidas no período seco (a) e chuvoso (b) em 2002.

3.3.3 Comparação entre diferentes variáveis

Apesar de H depender do número de intervalos, algumas análises consistentes são possíveis. A Figura 10 e 11 apresentam a entropia de Shannon normalizada H para diferentes variáveis medidas em Sinop, Mato Grosso, Brasil, em uma floresta de transição Cerrado-Amazônia, durante um período de seca (junho de 2002) e chuvosa (fevereiro de 2002), respectivamente.

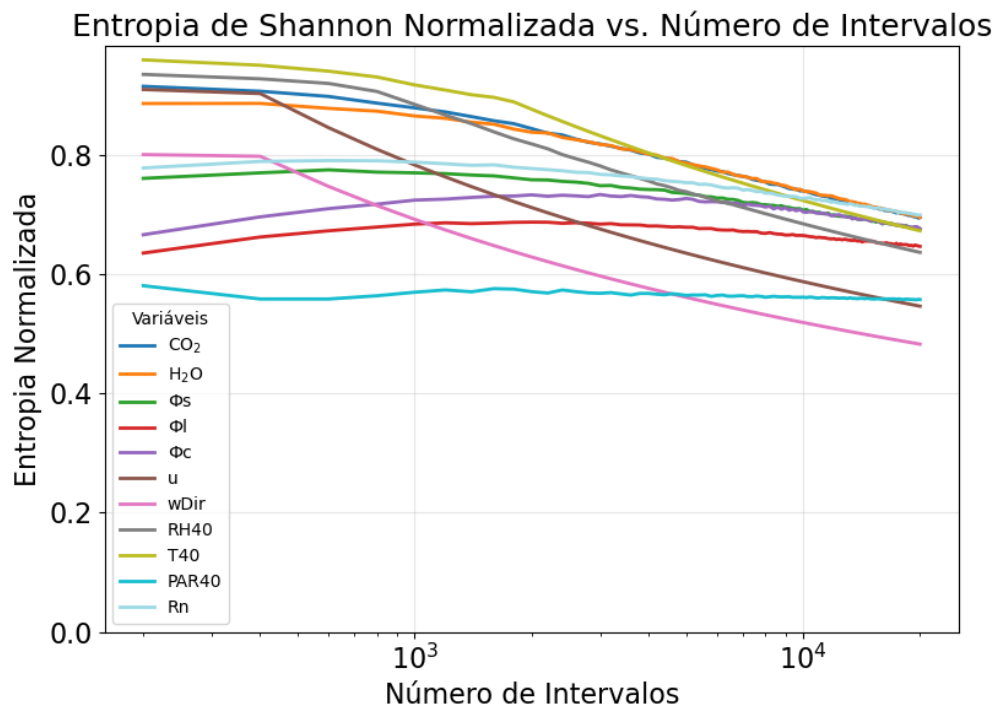


Figura 10 Entropia de Shannon normalizada do mês de junho (seco) com número de intervalos variando de 200 a 20000.

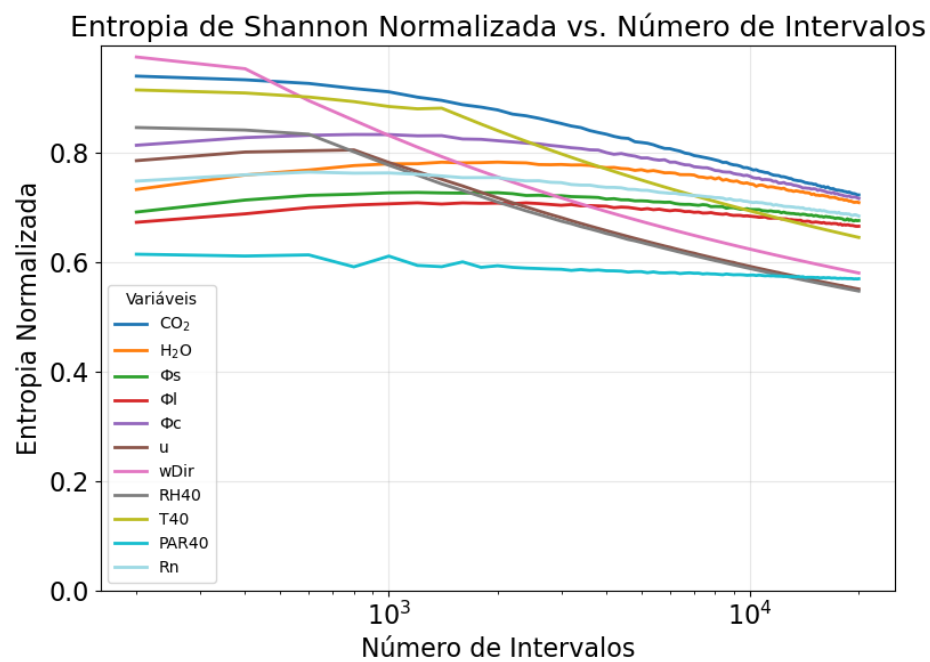


Figura 11 Entropia de Shannon normalizada do mês de fevereiro (chuvoso) com número de intervalos variando de 200 a 20000.

Como algumas variáveis micrometeorológicas acabam diminuindo a entropia após um número de intervalo superior a 300, tanto no período de chuva quanto no período seco, devido à resolução dos dados, foi usado $n = 300$ para comparação através de gráficos de barras e tabelas contendo entropia normalizada de cada variável em ambos os períodos como é mostrado nas figuras 12 (a) e (b) e na tabela 3

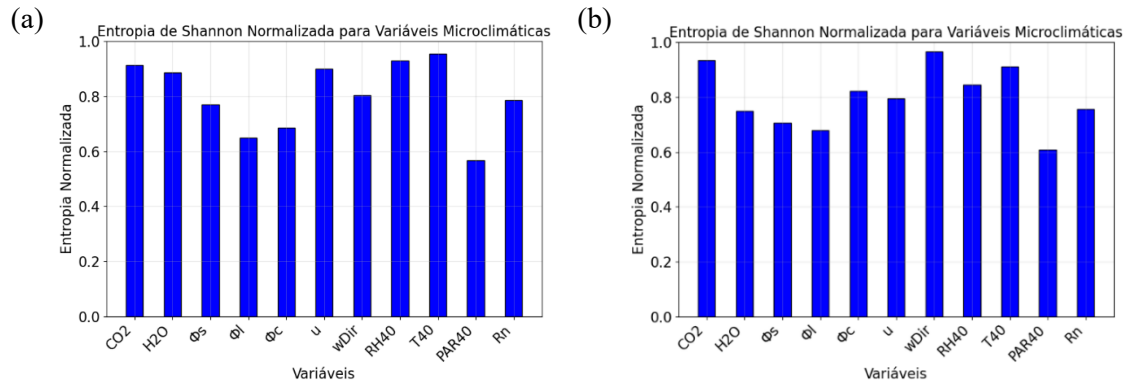


Figura 12 Gráfico de barras das entropias normalizadas para variáveis micrometeorológicas com 300 intervalos durante o período seco (a) e chuvoso (b).

Tabela 3 Tabelas das entropias normalizadas para variáveis micrometeorológicas com 300 intervalos durante o período seco (a) e chuvoso (b).

(a)		(b)	
Variáveis micrometeorológicas	Entropia normalizada n = 300 Período (seco)	Variáveis micrometeorológicas	Entropia normalizada n = 300 Período (chuvoso)
CO ₂	0.9131	CO ₂	0.9355
H ₂ O	0.8859	H ₂ O	0.7487
Φ _s	0.7713	Φ _s	0.7057
Φ _l	0.6497	Φ _l	0.6779
Φ _c	0.6858	Φ _c	0.8220
u	0.9006	u	0.7955
wDir	0.8037	wDir	0.9661
RH40	0.9310	RH40	0.8467
T40	0.9554	T40	0.9123
PAR40	0.5671	PAR40	0.6084
Rn	0.7866	Rn	0.7567

De acordo com a Figura 12 e a tabela 3, durante o período de seca (figura 12 (a) e tabela 3 (a)), as variáveis que mais carregam informação são CO₂, H₂O, u, RH40 e T40 com entropias superiores à 0,88. Dentro do intervalo de $0,75 < H < 0,85$ estão wDir, Rn, Φ_s. E para H menor que 0,70 temos Φ_c, Φ_l e PAR40. Correspondente ao período chuvoso seca (figura 12 (b) e tabela 3 (b)), fica evidente que as variáveis que mais carregam informação são wDir, CO₂ e T40 com H acima de 0,9. Em ambos os casos, precipitação e período de seca, PAR40 é a variável com menor conteúdo de informação.

A informação relativamente baixa realizada pelo PAR40 é compreensível se considerarmos que se refere à radiação incidente no intervalo de número de onda da fotossíntese. Como uma radiação incidente, essa variável deve carregar informações sobre o espectro de emissão do Sol e a interação desse tipo de radiação com a atmosfera. Como os principais gases da atmosfera (O_2 e N_2) não interagem com essa radiação, o PAR40 deve carregar informações sobre nuvens e aerossóis, mas não sobre a dinâmica do ecossistema, como é o caso da temperatura e da umidade relativa, por exemplo.

Vale ressaltar também que há perda de informação com o aumento do número de intervalos, principalmente para $wDir$ e u (figuras 10 e 11), principalmente no período de seca. Esse comportamento está associado à baixa resolução dos dados dessas variáveis, visto que a intensidade do vento na região é bastante baixa (tipicamente menor que 5 m/s com média próxima a 1 m/s). Entretanto, no período chuvoso, o fluxo de calor sensível (Φ_s) apresenta aumento de informação com o aumento do número de intervalos. Esse fenômeno pode ser resultado de pequenas perturbações no transporte de calor do ar, possivelmente decorrentes de variações estocásticas na turbulência do ar. Além disso, é interessante notar que H é menor para fluxos (Φ_s , Φ_l e Φ_c) quando comparado com a densidade de matéria e energia correspondentes ($T40$, H_2O e CO_2 , respectivamente).

A umidade relativa (UR) e a concentração de vapor d'água (H_2O) foram variáveis cuja H apresentou grande variação sazonal, sendo maior na estação seca e menor na estação chuvosa. Esse comportamento pode ser compreendido ao considerar que, durante a estação chuvosa, essas variáveis apresentam baixa variabilidade, pois estão em ou perto de seus valores máximos (por exemplo, UR, próximo a 100%), sendo, portanto, minimamente afetadas. Por outro lado, durante a estação seca, elas sofrem variação significativa, sendo influenciadas por diversas variáveis ambientais. No entanto, parece razoável concluir, a partir dos dados apresentados nas figuras 10 e 11, que as variáveis que detêm mais informação são aquelas que mais interagem e são influenciadas pelo ambiente. Entre elas estão a velocidade e a direção do vento (provavelmente carregando informações de longas distâncias) e a temperatura e a concentração de CO_2 (provavelmente influenciadas pelas condições dentro do próprio ecossistema local). Nesse contexto, é possível que a temperatura transmita informações substanciais sobre a termodinâmica dos ecossistemas, um resultado que é consistente com outras análises independentes (de Paulo et al., 2015). A concentração de CO_2 , por sua vez, deve refletir o metabolismo da vegetação, pois se traduz essencialmente em trocas de carbono entre a biosfera e a atmosfera.

3.4 CONCLUSÃO

Com base nos achados apresentados acima, concluímos que a estimativa de entropia de informação de Shannon normalizada, H , para dados micrometeorológicos é consistente com as características gerais das variáveis. Considerando que a estimativa de H é feita dentro do intervalo de valores determinado pelos valores máximos e mínimos das variáveis em suas próprias séries temporais, as análises realizadas indicam os seguintes resultados: i) Grandezas como concentração de dióxido de carbono, temperatura e concentração de vapor d'água apresentam maior quantidade de informação do que os fluxos correspondentes (fluxo de carbono, fluxo de calor sensível e latente, respectivamente); ii) Durante a estação seca, as variáveis com maior quantidade de informação são umidade relativa, concentração de vapor d'água, temperatura, velocidade do vento e concentração de CO_2 ; durante a estação chuvosa, direção do vento, concentração de CO_2 e temperatura; iii) Tanto no período seco quanto no chuvoso, a radiação fotossinteticamente ativa (PAR) é a variável com menor quantidade de informação.

Essas descobertas sugerem que as variáveis com maior conteúdo de informação são aquelas influenciadas pelo ecossistema local, como temperatura e concentração de CO_2 , e aquelas influenciadas em uma escala espacial ampla, como velocidade do vento. Em contraste, variáveis influenciadas somente pelo sol e pela atmosfera, como R_n e PAR, exibem uma quantidade menor de informação.

4 ARTIGO 2: “ ANÁLISE DO PERFIL DE TEMPERATURA UTILIZANDO O PLANO COMPLEXIDADE-ENTROPIA EM UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO CERRADO-AMAZÔNIA”

RESUMO

Este estudo aprofunda-se na análise da previsibilidade e complexidade intrínseca de séries temporais de temperatura do ar, explorando sua dinâmica em múltiplas escalas de tempo. Os dados foram coletados em diversas alturas (acima e abaixo do dossel) ao longo do ano de 2002, em uma Floresta de Transição Amazônia-Cerrado, localizada no estado de Mato Grosso, Brasil, uma região ecologicamente crucial e de grande interesse micrometeorológico. Para desvendar os padrões ocultos e a organização estrutural dessas séries, empregamos o Plano Complexidade-Entropia (C-E), baseado na entropia de permutação (grau de aleatoriedade) e na complexidade estatística (organização dinâmica). Para garantir a robustez estatística das conclusões em cada escala de tempo, aplicamos o Moving Block Bootstrap (MBB) para estimar os Intervalos de Confiança de 95%. A abordagem Multiescala combinada com o Plano C-E nos permitiu realizar uma comparação detalhada da informação das temperaturas registradas durante as estações seca e chuvosa, períodos com dinâmicas climáticas marcadamente diferentes. Através desta análise avançada, fomos capazes de distinguir de forma clara não apenas a previsibilidade e a complexidade das temperaturas em cada período sazonal, mas também as variações notáveis entre as medições abaixo e acima do dossel, destacando o papel regulador da estrutura vegetal em diferentes escalas temporais. Este trabalho representa uma contribuição significativa para a validação de métodos avançados da teoria da informação em estudos micrometeorológicos, oferecendo novas perspectivas para a compreensão dos microclimas florestais em zonas de transição críticas.

Palavras-chave: Plano Complexidade-Entropia (C-E), Entropia de Permutação, Complexidade Estatística, Análise Multiescala, Bootstrap de Blocos, Temperatura do Ar, Floresta de Transição.

ABSTRACT

This study delves into the analysis of the predictability and intrinsic complexity of air temperature time series, exploring their dynamics across multiple time scales. The data were collected at various heights (above and below the canopy) throughout the year 2002, in an

Amazon-Cerrado Transition Forest located in the state of Mato Grosso, Brazil-an ecologically crucial region of great micrometeorological interest. To uncover the hidden patterns and structural organization of these series, we employed the Complexity-Entropy Plane (C-E), based on permutation entropy (degree of randomness) and statistical complexity (dynamic organization). To ensure the statistical robustness of the conclusions at each time scale, we applied the Moving Block Bootstrap (MBB) method to estimate 95% Confidence Intervals. The Multiscale approach combined with the C-E Plane allowed us to perform a detailed comparison of the temperature information recorded during the dry and wet seasons, periods characterized by markedly different climatic dynamics. Through this advanced analysis, we were able to clearly distinguish not only the predictability and complexity of temperatures in each seasonal period but also the notable variations between measurements below and above the canopy, highlighting the regulatory role of the vegetation structure across different temporal scales. This work represents a significant contribution to the validation of advanced information theory methods in micrometeorological studies, offering new perspectives for the understanding of forest microclimates in critical transition zones.

Keywords: Complexity-Entropy Plane (C-E), Permutation Entropy, Statistical Complexity, Multiscale Analysis, Moving Block Bootstrap, Air Temperature, Transition Forest.

4.1 INTRODUÇÃO

Devido às mudanças climáticas globais e à crescente ação antrópica sobre os ecossistemas naturais, a micrometeorologia se tornou um assunto importante na ciência, principalmente em termos de entender o papel dos ecossistemas no processo de regulação climática (Koch; Hubau; Lewis, 2021; Luo *et al.*, 2011; Mitchard, 2018, p. 20). É relevante entender como os ecossistemas naturais podem regular parâmetros climáticos como a temperatura (Coe *et al.*, 2016; Llopart *et al.*, 2018), o que demanda uma compreensão da termodinâmica de não equilíbrio desses sistemas. A temperatura do ar é uma das variáveis mais estudadas e monitoradas em meteorologia, especialmente devido à sua riqueza de informações sobre padrões climáticos e impactos ambientais (de Paulo; de Paulo; De Decker, 2015). Em particular, a temperatura horária do ar mantém fortes conexões com os processos termodinâmicos que governam a troca de energia e matéria entre a biosfera e a atmosfera (Priante-Filho *et al.*, 2004). O Brasil possui a maior extensão de floresta tropical do mundo (Wan Mahari *et al.*, 2020), que controla o clima regional e global (Esquivel-Muelbert *et al.*, 2019; Werth; Avissar, 2002, p. 20). A floresta amazônica forma um ecótono com o Cerrado

(Savana brasileira) na região central do Brasil, o segundo maior bioma do país (Maksic *et al.*, 2022). Nessa região de transição, ocorrem fortes gradientes e descontinuidades na vegetação devido ao extenso desmatamento, que se intensificou desde a década de 1970 (Nascimento *et al.*, 2019; Silva Junior *et al.*, 2019). Uma das consequências mais preocupantes desse desmatamento é o aumento alarmante da temperatura do ar, com estudos mostrando elevações de até 4 °C nas últimas décadas na zona de transição (Biudes *et al.*, 2022). Este aquecimento perturba o delicado equilíbrio do ecossistema, ameaçando a biodiversidade e aumentando o risco de desertificação (Esquivel-Muelbert *et al.*, 2019). Portanto, monitorar a temperatura do ar nesta região é essencial para entender o papel da manutenção da floresta de transição Amazônia-Cerrado no clima regional (Houghton *et al.*, 2000; Malhi *et al.*, 2008; Nepstad *et al.*, 1999; Priante-Filho *et al.*, 2004).

Dada a necessidade urgente de monitoramento e análise da temperatura na zona Amazônia-Cerrado, e sabendo que as medições micrometeorológicas geram séries temporais robustas (muitos dados no tempo e poucos no espaço), o desafio central reside em extrair o máximo de informações dessas séries para compensar a restrição espacial. Nesse contexto, o aprimoramento de técnicas da Teoria da Informação (TI), como os estimadores de Complexidade e Entropia, é de grande importância. Apesar da escassez de publicações que aplicam a TI diretamente a dados micrometeorológicos, esta abordagem já se provou poderosa em diversas áreas, incluindo neurociência (Baravalle; Rosso; Montani, 2018; de Lucas *et al.*, 2021; Gancio; Masoller; Tirabassi, 2024), hidrologia (Jovanovic *et al.*, 2017; Ogunjo, 2023, p. 202; Serinaldi; Zunino; Rosso, 2014b; Siddagangaiah *et al.*, 2016; Stosic *et al.*, 2016), economia (de Araujo *et al.*, 2019, 2020) e estudos ambientais (Ma; Fan; Ling, 2022; Silva *et al.*, 2021). Em particular, a Análise Multiescala combinada com a TI é ideal para revelar padrões de previsibilidade e complexidade que variam conforme o regime de agregação de tempo de um fenômeno (Maggs; Morales, 2013).

O objetivo principal deste artigo é analisar a dinâmica da temperatura do ar na zona de transição Amazônia-Cerrado utilizando a Análise no Plano Complexidade-Entropia (C-E) Multiescala. Para isso, quantificamos a aleatoriedade e a complexidade do ar nos períodos seco e chuvoso, e empregamos o método Moving Block Bootstrap (MBB) para estimar os Intervalos de Confiança (IC) de 95%, garantindo a robustez estatística. A organização do artigo se dá da seguinte forma: na Seção 3.2, apresentamos a área de estudo e as técnicas da teoria da informação; na Seção 3.3, apresentamos os resultados e a discussão sobre a previsibilidade e complexidade nos períodos seco e chuvoso, além da identificação das características mais importantes da entropia da informação multiescala da temperatura do ar.

4.2 MATERIAL E MÉTODOS

4.2.1 Área de estudo

Este estudo foi conduzido em uma torre micrometeorológica de 42 metros de altura instalada em uma área de transição entre a Floresta Amazônica e o Cerrado, considerada intacta. A torre foi estrategicamente posicionada a, no mínimo, 3 km de distância de uma vegetação distinta, assegurando que as medições realizadas representem as condições de um ecossistema preservado. O local específico é a Fazenda Maracaí (situada no noroeste de Sinop, no estado de Mato Grosso, Brasil), com coordenadas geográficas de 11°24,75' S e 55°19,50' W (Figura 13).

O clima predominante na região é classificado como Aw pela classificação de Köppen-Geiger, caracterizando-se por ser tropical chuvoso, quente e úmido (Alvares et al., 2013). A região apresenta uma sazonalidade bem definida, com o período chuvoso ocorrendo de outubro a abril e a estação seca de maio a setembro (Biudes *et al.*, 2015). A precipitação média anual na área é de aproximadamente 1975 mm, e a temperatura média anual registra 24,7 °C (Souza et al., 2013).

A vegetação da transição Amazônia-Cerrado é uma floresta semidecídua, com um dossel que varia entre 22 e 25 metros de altura. O Índice de Área Foliar (IAF) desta floresta demonstra uma variação sazonal notável, oscilando entre 2,5 m²/m² na estação seca e atingindo até 6 m²/m² durante a estação chuvosa (Biudes *et al.*, 2014). As espécies arbóreas dominantes na paisagem florestal incluem *Brosimum lactescens*, *Qualea paraensis* e *Tovomita schomburgkii*. O solo na área de transição Amazônia-Cerrado é caracterizado por sua baixa fertilidade em nutrientes, alta porosidade e rápida capacidade de drenagem após eventos de precipitação (Vourlitis *et al.*, 2015).

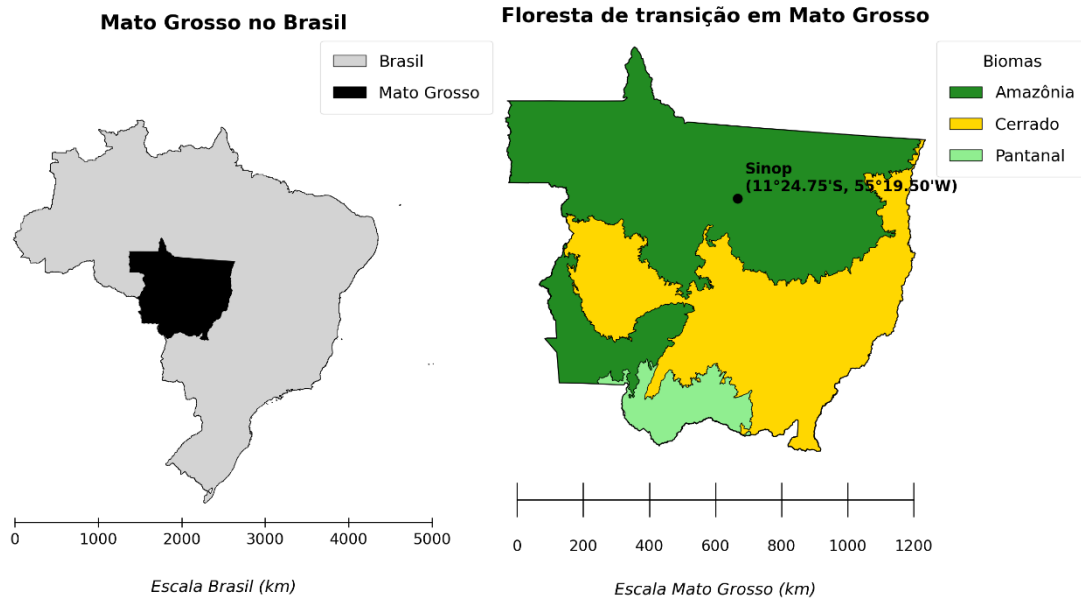


Figura 13 Localização da Floresta de Transição Amazônia-Cerrado na Fazenda Maracaí, noroeste de Sinop, Mato Grosso, Brasil.

Os dados coletados em 2002 na torre micrometeorológica englobam diversas variáveis; contudo, para o propósito deste estudo, focamos exclusivamente nas medições de temperatura do ar registradas em intervalos de 30 minutos. Essas medições foram registradas em diferentes alturas: 1, 4, 12, 20, 28, 30 e 40 metros. Para facilitar a referência, essas séries de temperatura são abreviadas, respectivamente, como T1, T4, T12, T20, T28, T30 e T40. Todas as leituras foram obtidas em graus Celsius (°C).

4.2.2 Entropia de Shannon

A Entropia de Shannon, $S[P]$, quantifica a incerteza ou o conteúdo informacional da distribuição de probabilidade P associada ao processo físico em análise, conforme proposto por Claude Shannon em 1948. Para uma distribuição de probabilidade discreta, onde N representa o número de estados possíveis do sistema em estudo, a medida de informação logarítmica de Shannon é definida por:

$$S[P] = - \sum_{i=1}^N P(x_i) \log_2 P(x_i). \quad (3.1)$$

No contexto discreto, a entropia de Shannon "normalizada" é definida como a razão entre a entropia observada e a entropia máxima ($S[P]_{max}$), que ocorre sob uma distribuição uniforme:

$$H[P] = \frac{S[P]}{S_{max}}. \quad (3.2)$$

Sua interpretação está diretamente ligada à previsibilidade do sistema, operando nos seguintes extremos: máximo determinismo ($H[P] \approx 0$): Quando a probabilidade está concentrada em um único estado (o que implica $P(x_i)$ próximo de 1 para um i específico e próximo de 0 para os demais), o sistema é altamente previsível. A entropia é mínima, refletindo que o conhecimento sobre o processo subjacente é máximo. O outro extremo é a máxima aleatoriedade ($H[P] = 1$): Quando a distribuição se aproxima da distribuição uniforme (P_e), onde todos os N estados possíveis têm igual probabilidade de ocorrência, a imprevisibilidade é máxima. Neste caso, a entropia normalizada atinge seu limite superior, denotando que o conhecimento é mínimo. Portanto, a entropia normalizada de Shannon é restrita ao intervalo $[0, 1]$, permitindo uma caracterização escalar da aleatoriedade de qualquer sistema discreto.

4.2.3 Função densidade de probabilidade através da metodologia de Bandt e Pompe

Para analisar e caracterizar uma série temporal unidimensional, um passo inicial crucial é a construção de sua Função de Distribuição de Probabilidade (PDF). A esse respeito, Bandt e Pompe (2002) desenvolveram uma metodologia eficaz, empregando uma técnica de simbolização para estimar a PDF de dados de séries temporais.

A distribuição de probabilidade (P) gerada pela técnica de Bandt-Pompe (BP) depende da escolha de dois parâmetros: a dimensão de imersão (D) e o atraso de imersão (τ). O parâmetro D é fundamental, pois determina o número de estados acessíveis, que é dado pelo fatorial da dimensão de incorporação $D!$. Para garantir a confiabilidade das estatísticas obtidas, é importante que o comprimento (N) da série temporal satisfaça a condição $N > 5D!$, conforme estabelecido por Riedl, Müller e Wessel (2013). Em relação à seleção desses parâmetros, Bandt e Pompe (BP) sugerem o uso de $3 \leq D \leq 7$ e um atraso de $\tau = 1$.

No que diz respeito à modelagem matemática, dada uma série temporal unidimensional na forma X_t , com uma dimensão de imersão D e um atraso $\tau = 1$, a série reconstruída é representada por $X_i^{(D,\tau)}$, onde $i = t - (D - 1)\tau$. Esse vetor pode ser reordenado em ordem crescente para determinar um padrão ordinal $\pi = (\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_{D-1})$, onde $X_{t+(\pi_j-1)\tau} \leq X_{t+(\pi_{j+1}-1)\tau}$. Como cada padrão corresponde a uma possível ordenação de um conjunto de dimensão D , existem $D!$ padrões possíveis. Por exemplo, para $D = 3$, há 6 padrões ordinais possíveis. Ao aplicar na série X_t , podemos derivar os padrões da série $X_i^{(D,\tau)}$. Se o padrão

ordinal de $X_i^{(D,\tau)}$ for π , então a probabilidade $P(\pi)$ é determinada pela contagem de ocorrências desse padrão. Assim, a distribuição de probabilidade de Bandt-Pompe $P(\pi)$ é dada por:

$$P(\pi) = \frac{\#\{t \mid X_i^{(D,\tau)} \text{ com padrão ordinal } \pi\}}{N - (D - 1)\tau} \quad (3.3)$$

onde # representa a cardinalidade do conjunto. Quando a distribuição de probabilidade proposta por Bandt e Pompe é utilizada no cálculo da entropia de Shannon, o resultado é denominado entropia de permutação (*Permutation Entropy* - PE).

4.2.4 Complexidade estatística

A Complexidade Estatística (C) é uma métrica destinada a compreender a estrutura física e o grau de organização de sistemas complexos, medindo o desequilíbrio de um sistema a partir de seu conteúdo informacional, conforme descrito pela distribuição de probabilidade e pela entropia (López-Ruiz; Mancini; Calbet, 1995). Posteriormente, Martin, Plastino e Rosso (2003) aprimoraram essa abordagem, desenvolvendo uma medida capaz de revelar detalhes cruciais sobre a dinâmica dos sistemas, distinguindo, por exemplo, diferentes graus de caos e periodicidade. Essa medida fornece informações adicionais sobre a função de distribuição de probabilidade que a entropia, isoladamente, não consegue captar.

De acordo com López-Ruiz et al. (1995), a complexidade estatística é expressa por:

$$C[P] = Q_j[P, Pe] \cdot H[P], \quad (3.4)$$

O termo $Q_j[P, Pe]$ quantifica o desequilíbrio entre a distribuição de probabilidade observada P e a distribuição uniforme Pe , sendo calculado por meio da divergência de Jensen-Shannon:

$$Q_j[P, Pe] = Q_0 \cdot J[P, Pe] = Q_0 \cdot \left\{ S\left[\frac{P + Pe}{2}\right] - \frac{S[P]}{2} - \frac{S[Pe]}{2} \right\}. \quad (3.5)$$

A constante de normalização Q_0 garante que $0 \leq Q_j \leq 1$. Sendo definida como o inverso do valor máximo possível de $J[P, Pe]$, que ocorre quando um dos componentes da distribuição P (por exemplo, p_m) é igual a 1 e os demais p_j são nulos.

A divergência de Jensen-Shannon é particularmente útil na comparação de distribuições simbólicas, permitindo avaliar diferenças estruturais entre séries ou sistemas. É importante notar que a medida de complexidade estatística C depende de duas distribuições de probabilidade: P , associada à variável do sistema em análise, e Pe , a distribuição uniforme. Além disso, para um dado valor de entropia H , a complexidade C varia dentro de um intervalo restrito - entre um valor mínimo $C_{\min}$ e um máximo $C_{\max}$ - (Martin; Plastino; Rosso, 2006). Isso demonstra que a avaliação da complexidade estatística fornece informações relevantes sobre as correlações internas e o grau de organização de um sistema físico.

Em termos interpretativos, quando a PDF discreta de um sistema se encontra em um estado altamente ordenado, quase todos os valores p_i são próximos de zero, exceto para um estado específico $k \neq i$ onde $p_k \approx 1$. Nessa condição, tanto a entropia normalizada de Shannon quanto a complexidade estatística tendem a zero ($H \approx 0$ e $C \approx 0$). Por outro lado, em um estado altamente desordenado, em que todos os valores p_i são aproximadamente iguais, a entropia se aproxima de 1, enquanto a complexidade permanece próxima de zero ($H \approx 1$ e $C \approx 0$).

4.2.5 Plano complexidade-entropia

Em mecânica estatística, a evolução de sistemas isolados é frequentemente modelada como a transição de uma distribuição de probabilidade discreta e arbitrária em direção a um estado de equilíbrio. Que é convenientemente representado por uma distribuição uniforme (Pe).

Tradicionalmente, a evolução da Complexidade Estatística poderia ser investigada em um diagrama que relaciona C e o tempo (t). Contudo, a segunda lei da termodinâmica estabelece que, para sistemas isolados, a entropia aumenta monotonamente com o tempo ($\frac{dH}{dt} \geq 0$), conforme destacado por Plastino e Plastino (1996). Essa propriedade sugere que a Entropia de Shannon pode ser utilizada como um análogo temporal, substituindo o eixo do tempo. Assim, uma abordagem alternativa e eficaz para estudar a evolução da Complexidade Estatística é analisar sua relação com a entropia no Plano Complexidade-Entropia (C-E), ou diagrama C versus H.

Adicionalmente, foi demonstrado que, para um dado valor de entropia Normalizada (H), a Complexidade Estatística (C) é restrita a um intervalo bem definido, limitado por um valor mínimo ($C_{\min}$) e um máximo ($C_{\max}$), conforme descrito por Martin, Plastino e Rosso (2006). Essa restrição delimita o espaço de possíveis valores de complexidade nesse plano. Portanto, a avaliação da complexidade proporciona informações adicionais e detalhadas sobre a estrutura da distribuição de probabilidade de um sistema, as quais não são reveladas por medidas de aleatoriedade pura, como a entropia (Feldman; McTague; Crutchfield, 2008). A complexidade também se mostra útil na descoberta de estruturas correlacionais entre os componentes do processo físico em análise (Rosso, Osvaldo A.; Masoller, 2009).

O Plano Complexidade-Entropia (C-E), tem sido amplamente empregado para distinguir entre ruído estocástico (alta entropia e baixa complexidade) e comportamento caótico determinístico (entropia e complexidade intermediárias) (Rosso *et al.*, 2007)

4.2.6 Análise de dados

Após filtrar os dados afetados por erros de coleta, um conjunto de 11.235 pontos de dados, cada um coletado em intervalos de 30 minutos ao longo de um ano foi dividido em períodos seco, chuvoso, e mensal para serem analisados no Plano Complexidade-Entropia.

Para implementação do Plano Complexidade-Entropia, foi utilizada a biblioteca `ordpy` (Pessa; Ribeiro, 2021), que foi desenvolvida para análise de dados, com foco principal em métodos baseados em entropia de permutação.

4.2.6.1 Análise Multiescala

Para investigar a previsibilidade e a complexidade da temperatura do ar em diferentes escalas de tempo, aplicamos a Análise Multiescala (AMS), utilizando a técnica de subamostragem (coarse-graining por descarte de dados). A série temporal original ($s = 1$) possui uma resolução de 30 minutos. As escalas de tempo subsequentes (s) foram construídas subamostrando a série original a cada s pontos. Desta forma, o estudo abrange escalas de $s = 1$ (30 min) até $s = 6$ (180 min, ou 3 horas), permitindo a identificação de transições dinâmicas ao longo da agregação temporal.

4.2.6.2 Bootstrapping de Blocos Móveis (MBB)

Para garantir a robustez dos resultados e estimar a variabilidade dos quantificadores de informação ($H[P]$ e $C[P]$) em cada escala, aplicamos a técnica de Bootstrapping de Blocos Móveis (Moving Block Bootstrap - MBB). O MBB foi escolhido para preservar a dependência serial (autocorrelação) inerente aos dados. Para cada série e escala, geramos $B = 1000$ réplicas, utilizando um tamanho de bloco de $L = 17$, determinado de forma adaptativa com base na raiz cúbica do tamanho da série ($L \approx [N^{(1/3)}]$). O Intervalo de Confiança de 95% (IC95%) foi calculado utilizando o método percentil. Os resultados nos Planos C-E são apresentados com barras de erro em cruz (uma horizontal para (H) e uma vertical para (C)) representando este IC95%.

4.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a estimativa da entropia de permutação $H[P]$ e da complexidade estatística $C[P]$, definimos a dimensão de incorporação em $D=5$. Esta escolha é feita para garantir a estabilidade

estatística e a robustez dos estimadores, satisfazendo o critério de Bandt e Pompe de que o número total de dados, N , seja significativamente maior do que o número de padrões de ordem possíveis, $D!$. Especificamente, $N \gg 5D!$, validando o uso de $D = 5$.

O atraso de tempo foi fixado em $\tau = 1$. Esta seleção é consistente com a proposta original de Bandt e Pompe e, contextualmente, possui uma interpretação física direta, pois representa a variação de estado do sistema (temperatura) entre observações consecutivas no tempo de amostragem de 30 minutos.

4.3.1 Plano complexidade-entropia no período seco e chuvoso

As Figuras 14 e 15 mostram os planos complexidade-entropia com intervalo de confiança de 95% para temperatura em cada altura durante os períodos seco e chuvoso, respectivamente.

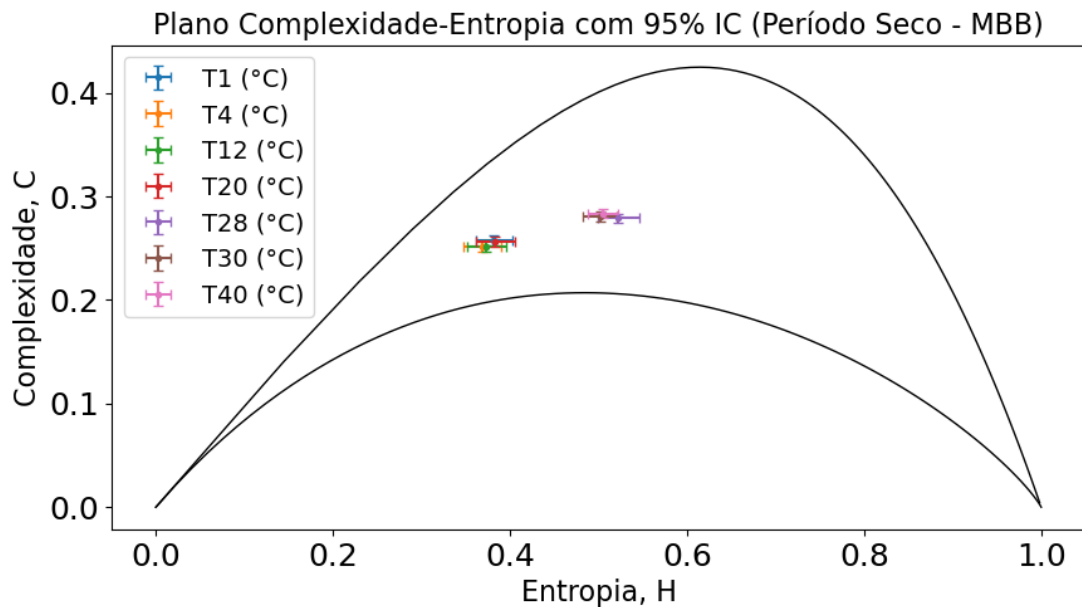


Figura 14 Plano complexidade-entropia com intervalo de confiança de 95% para o período seco de uma floresta de transição.

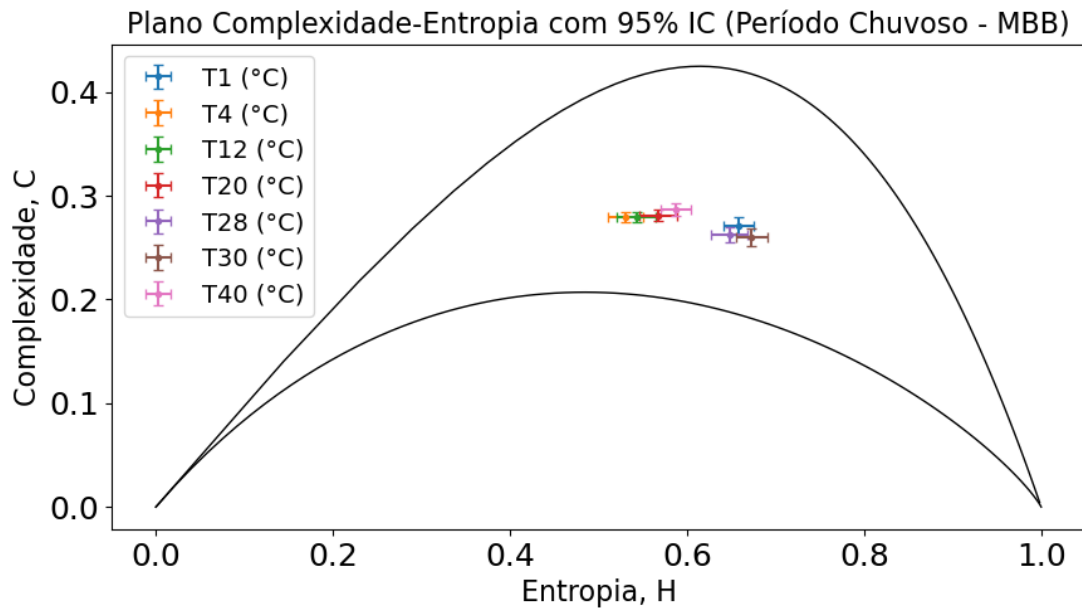


Figura 15 Plano complexidade-entropia com intervalo de confiança de 95% para o período chuvoso de uma floresta de transição.

No período seco (figura 14), observamos uma clara estratificação dos valores de entropia e complexidade em função da altura. As camadas acima do dossel apresentam maior entropia e complexidade, indicando maior variabilidade e aleatoriedade nos processos atmosféricos. Por outro lado, as camadas mais próximas ao solo apresentam menor entropia e complexidade, sugerindo uma maior estabilidade térmica. A menor diversidade de padrões ocorreu a 4 metros de altura, indicando uma maior homogeneidade das condições atmosféricas nessa camada. Por outro lado, a maior variabilidade observada logo acima do dossel sugere uma maior influência de processos turbulentos e misturas verticais, resultando em uma maior diversidade de combinações dos dados.

Durante o período chuvoso (figura 15), observamos dois grupos distintos de complexidade e entropia. As temperaturas nas alturas de 4, 12, 20 e 40 metros apresentaram menor entropia e maior complexidade, enquanto as temperaturas nas alturas de 1, 28 e 30 metros mostraram o comportamento oposto [Grupo de Maior H e Menor C]. A maior aleatoriedade foi observada nas alturas de 30 e 1 metro, enquanto a menor aleatoriedade ocorreu a 4 metros. É interessante notar que a temperatura a 1 metro de altura, que era uma das séries de menor entropia no período seco, passou a ter uma das maiores entropias no período chuvoso. Essa semelhança dinâmica entre o solo (T1) e as camadas da copa (T28 e T30) sugere que os regimes de chuva e vento introduzem flutuações e desorganização ($\uparrow H$, $\downarrow C$) em ambas as extremidades do perfil vertical. A inversão nos padrões de complexidade e entropia observada na camada próxima ao solo destaca o papel fundamental da umidade do solo e da evapotranspiração na modulação da temperatura.

As figuras 16, 17 e 18 mostram como as chuvas e a quantidade de água no solo influenciam a entropia da temperatura, principalmente a 1 metro do solo. A análise dos meses mais secos, início e fim das chuvas revela respectivamente um aumento na variabilidade microclimática, consequentemente, evidenciando um crescimento da entropia.

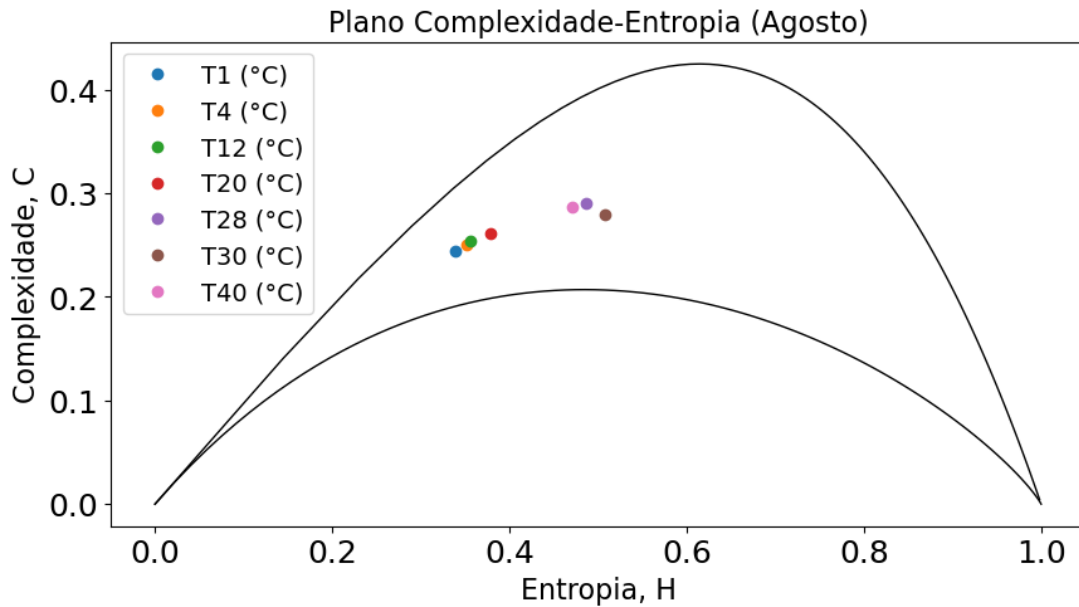


Figura 16 Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de agosto, período seco.

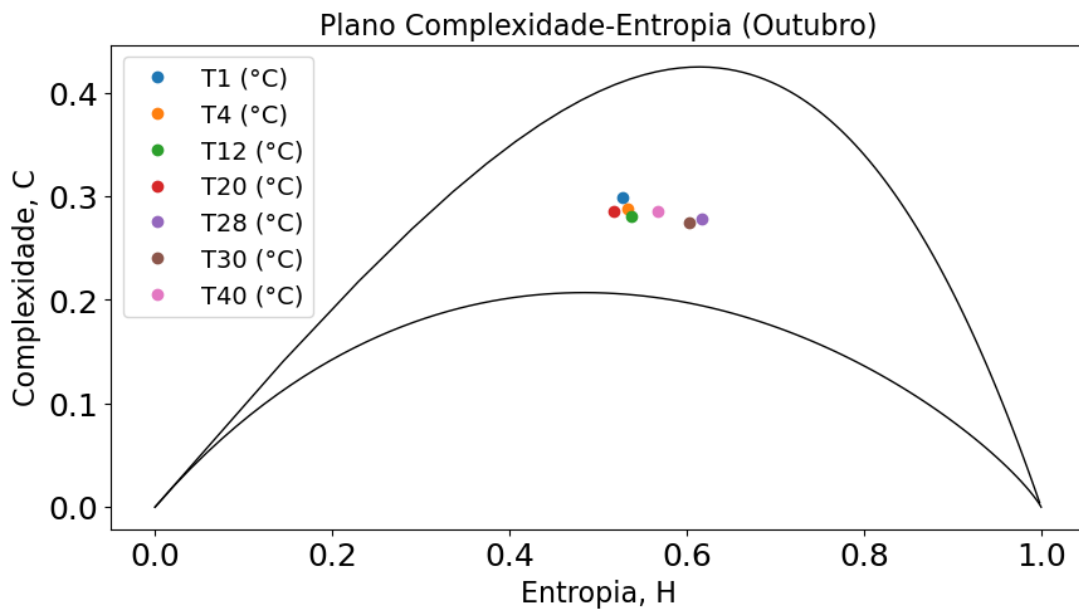


Figura 17 Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de outubro, início das chuvas.

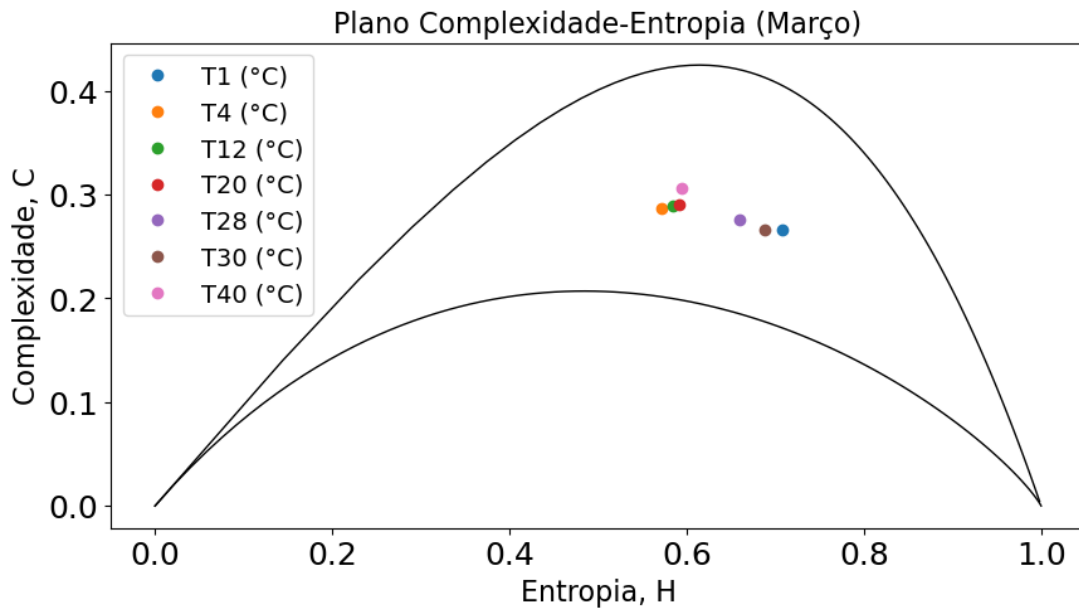


Figura 18 Plano complexidade-entropia de uma floresta de transição no mês de março, final das chuvas.

No período seco (figura 14 e 16), as condições nessa floresta de transição tende a ser mais estáveis em termos de temperatura próxima ao solo (1 m). A baixa umidade, menor cobertura de nuvens e menor atividade biológica (como evapotranspiração) resultam em padrões térmicos mais previsíveis. A vegetação rala ou parcialmente decídua no Cerrado e a menor densidade do dossel na floresta de transição permitem que a radiação solar atinja o solo de forma mais direta, criando um microclima com flutuações térmicas mais regulares, influenciadas principalmente pelo ciclo diurno de aquecimento e resfriamento. Isso reduz a complexidade dos padrões temporais da temperatura, resultando em menor entropia.

No período chuvoso (figura 15 e 18), a dinâmica do microclima próximo ao solo muda significativamente. A maior umidade, a presença de nuvens, chuvas frequentes e o aumento da evapotranspiração devido à maior disponibilidade de água e atividade biológica (crescimento foliar, maior densidade do dossel) introduzem maior variabilidade nos padrões de temperatura. Esses fatores criam condições mais heterogêneas no microclima a 1 m de altura. Eventos de chuva intermitentes causam flutuações rápidas na temperatura devido ao resfriamento durante as precipitações e ao aquecimento posterior. A maior cobertura foliar no período chuvoso filtra a radiação solar de forma mais irregular, criando padrões de sombra e luz que variam espacial e temporalmente. A maior umidade e ventos associados a chuvas podem aumentar a turbulência do ar próximo ao solo, levando a variações menos previsíveis na temperatura. Esses fatores combinados aumentam a complexidade dos padrões temporais da temperatura a 1 m, resultando em maior entropia.

A Figura 19 demonstra a variação da distribuição de Bandt-Pompe da temperatura nos meses de maior e menor previsibilidade.

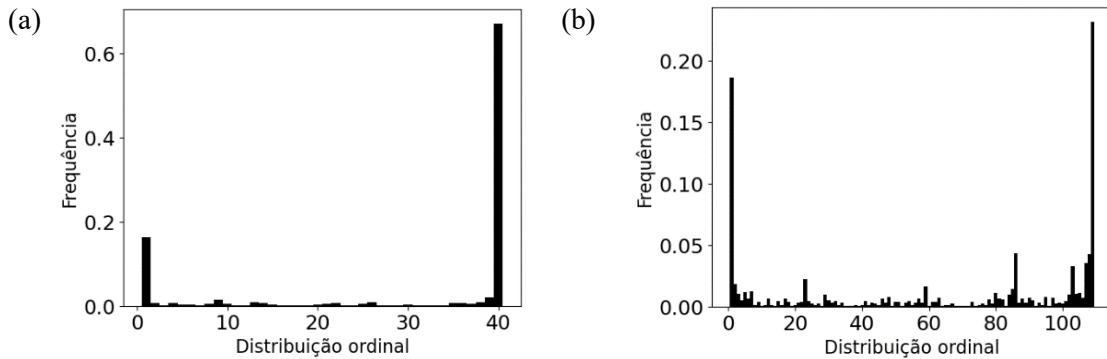


Figura 19 (a) Distribuição de Bandt - Pompe da temperatura em junho (mês seco) a 12 metros de altura e (b) distribuição de Bandt - Pompe da temperatura em fevereiro (mês chuvoso) a 1 metro de altura de uma floresta de transição.

A Figura 19 evidencia a diferença na distribuição de padrões ordinais de Bandt-Pompe entre os meses de maior e menor previsibilidade. No período seco (Figura 19a), caracterizado por maior regularidade, apenas 40 das 120 combinações possíveis foram observadas, indicando que a série temporal da temperatura explora um conjunto restrito de padrões, refletindo maior estruturação e previsibilidade. Já no período chuvoso (Figura 19b), associado a maior aleatoriedade, o número de padrões distintos aumenta para 109, revelando uma dinâmica significativamente mais variada e próxima da distribuição uniforme. Esse resultado sugere que, durante o regime chuvoso, a série apresenta maior imprevisibilidade e complexidade, o que dificulta a modelagem e previsão em comparação ao regime seco.

4.3.2 Plano complexidade-entropia multiescala no período seco e chuvoso

As Figuras 20 e 21 ilustram a Análise Multiescala da temperatura do ar, exibindo a variação da entropia e da complexidade estatística com o Intervalo de Confiança (IC 95%) para diferentes alturas e períodos (seco e chuvoso, respectivamente). A análise abrange escalas de tempo que variam de 30 minutos até 3 horas (180 minutos), com intervalos de 30 minutos, permitindo investigar a dinâmica do microclima em função da agregação temporal.

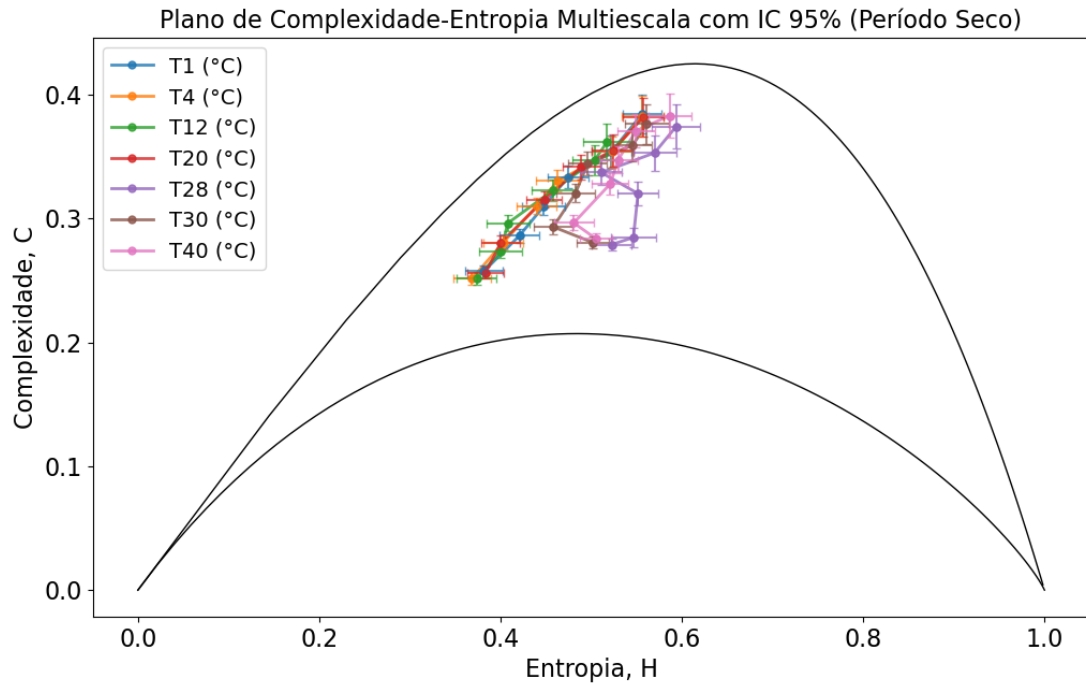


Figura 20 Plano complexidade-entropia multiescala com intervalo de confiança 95% para o período seco de uma floresta de transição.

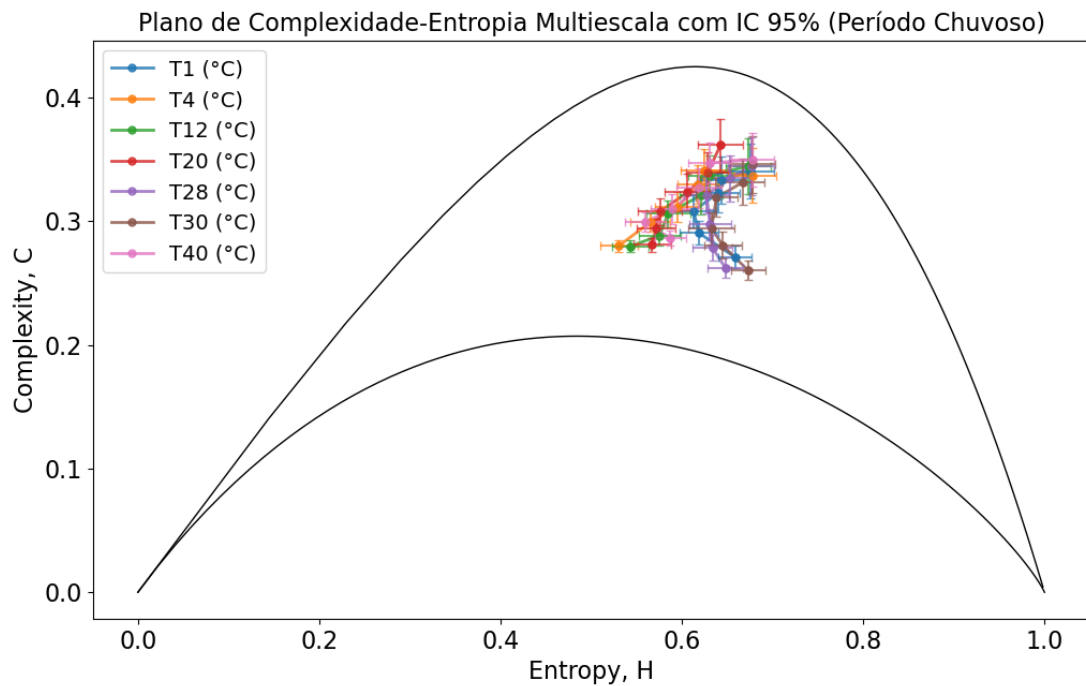


Figura 21 Plano complexidade-entropia multiescala com intervalo de confiança 95% para o período chuvoso de uma floresta de transição.

Nota-se uma clara distinção entre as assinaturas de entropia e complexidade das séries medidas a 1, 4, 12 e 20 metros em comparação com aquelas obtidas a 28, 30 e 40 metros durante o período de seca (figura 20). Essa diferença, no entanto, é limitada a escalas de tempo de até 30 minutos para a altura de 30 metros, e de 1 hora e 30 minutos para as alturas de 28 e 40 metros. Além dessas escalas, as entropias tornam-se praticamente indistinguíveis.

No período chuvoso (figura 21), é possível distinguir as assinaturas de entropia e complexidade das alturas de 4, 12, 20 e 40 metros em relação às de 1, 28 e 30 metros. Nesse período, é possível diferenciar essas séries até escalas de 90 minutos, a partir de 120 minutos as séries começam a apresentar comportamentos semelhantes. Observa-se que, com o aumento das escalas de tempo, há uma tendência de aumento na complexidade e na entropia, entretanto, no período seco, para intervalos de 1 hora, houve uma diminuição da entropia nas alturas de 30 e 40 metros, enquanto para a altura de 28 metros essa redução ocorreu em escalas de 2 horas. É possível verificar que dados de temperatura do ar medidos em intervalos de 30 minutos apresentam maior diferença de entropia e complexidade quando comparada com as temperaturas de outras escalas. No período chuvoso, a entropia diminuiu para escalas de 60 e 90 minutos nas alturas de 1, 28 e 30 metros. Esses resultados sugerem que a dinâmica da entropia e da complexidade estatística da temperatura varia significativamente entre os períodos seco e chuvoso, além de depender da altura e da escala de tempo considerada.

A Figura 22 exibe o plano complexidade-entropia multiescala (30 – 210 minutos) para os períodos seco e chuvoso, evidenciando como a complexidade e a entropia assumem posições distintas em cada período. Observa-se que o período seco é caracterizado por uma menor entropia e maior complexidade, enquanto o período chuvoso apresenta maior entropia e menor complexidade. Essa distinção ressalta a influência das condições climáticas na dinâmica dessas variáveis.

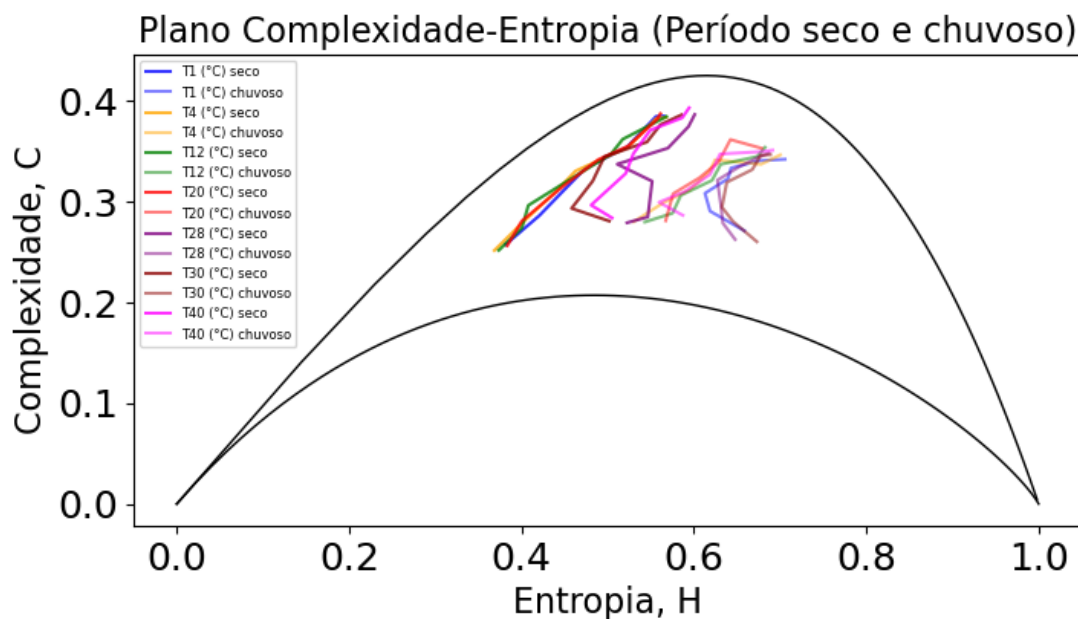


Figura 22 Plano complexidade-entropia multiescala do período seco e chuvoso de uma floresta de transição.

De acordo com a Figura 22, a entropia (H) das séries varia aproximadamente entre 0,38 e 0,75, o que indica que as dinâmicas de temperatura não são totalmente ordenadas nem completamente aleatórias. A complexidade (C), por sua vez, situa-se entre 0,25 e 0,38, concentrando-se próxima da região superior do plano, sugerindo que os sistemas analisados apresentam elevada estruturação e organização.

O contraste sazonal é evidente: no período seco, os pontos concentram-se em faixas de entropia intermediária, associadas aos maiores níveis de complexidade (C), o que reflete um processo mais estruturado e previsível. Já no período chuvoso, observa-se um deslocamento para valores mais altos de entropia (H) e menores valores de complexidade (C), revelando séries mais imprevisíveis e menos organizadas.

A dinâmica fundamental é semelhante em ambos os regimes, seguindo a tendência geral de aumento da complexidade à medida que a escala temporal se amplia. Entretanto, o regime chuvoso apresenta maior variabilidade intrínseca: a ocorrência de chuvas e outras instabilidades atmosféricas introduz um ruído estruturado no sistema, elevando a entropia e diminuindo a organização estrutural. Estar próximo da região de máxima complexidade (especialmente no regime seco) implica que os dados possuem grande quantidade de informação e organização, o que os torna particularmente relevantes para análises preditivas e para a caracterização de padrões microclimáticos.

4.4 CONCLUSÃO

Este estudo investigou a previsibilidade e a complexidade das séries temporais de temperatura em uma floresta de transição Amazônia-Cerrado no estado de Mato Grosso, Brasil, com o objetivo de caracterizar a dinâmica térmica nos períodos seco e chuvoso. Utilizando o Plano Complexidade-Entropia (C-E), juntamente com o Moving Block Bootstrap (MBB), foi possível avaliar simultaneamente a aleatoriedade (Entropia de Permutação) e a complexidade estrutural (Complexidade Estatística) das temperaturas em diferentes alturas, fornecendo *insights* robustos sobre a variabilidade microclimática e sua relação com processos micrometeorológicos.

Os principais achados do trabalho são:

i) Estratificação Vertical da Previsibilidade: As temperaturas a 4 metros de altura (T4) apresentaram consistentemente a maior previsibilidade (menor entropia) em ambos os períodos, sugerindo um ponto de maior estabilidade térmica devido à proteção do dossel. Em contraste,

as maiores aleatoriedades foram observadas nas alturas próximas ao dossel (T28 no seco e T30 no chuvoso), evidenciando a influência da exposição à turbulência e instabilidades atmosféricas.

ii) Inversão Sazonal e Complexidade: O regime seco foi caracterizado por maior complexidade estatística e menor entropia (mais organização estrutural), regido por padrões térmicos previsíveis. No período chuvoso, houve um deslocamento para maior entropia (maior aleatoriedade) e menor complexidade, impulsionado pela maior variabilidade. Um resultado notável foi a inversão dinâmica da temperatura a 1 metro (T1), que passou de altamente determinística no seco para uma das mais aleatórias no chuvoso, sublinhando a sensibilidade da camada de solo ao aumento da umidade e evapotranspiração.

iii) Importância da Escala Temporal: A escolha da escala temporal revelou-se crucial para a análise no plano C-E. Escalas de tempo superiores a 2 horas resultaram em comportamentos convergentes entre as séries (homogeneização da Entropia), enquanto escalas inferiores a 2 horas destacaram as diferenças significativas entre as dinâmicas das diferentes alturas e períodos sazonais.

Em conclusão, este estudo sublinha o papel crítico da estrutura do dossel na modulação da variabilidade térmica em escalas curtas e valida o uso do Plano Complexidade-Entropia como uma ferramenta robusta para distinguir e quantificar as dinâmicas sazonais e verticais do microclima.

5 CONCLUSÃO GERAL

Este trabalho investigou a dinâmica micrometeorológica de uma floresta de transição Cerrado-Amazônia, em Sinop, Mato Grosso, Brasil, por meio de dois estudos complementares baseados na teoria da informação. O primeiro estudo utilizou a entropia de Shannon normalizada (H) para quantificar o conteúdo informacional de variáveis micrometeorológicas (CO_2 , H_2O , fluxos de calor sensível, latente e carbono, velocidade e direção do vento, umidade relativa, temperatura a 40 m, radiação PAR e radiação líquida) durante as estações seca e chuvosa. O segundo estudo empregou o Plano de Causalidade Complexidade-Entropia (CECP) para analisar a previsibilidade e a complexidade estrutural de séries temporais de temperatura do ar em diferentes alturas (1, 4, 12, 20, 28, 30 e 40 m), nos mesmos períodos sazonais.

Os resultados do primeiro estudo revelaram que variáveis como temperatura, concentração de CO_2 e vapor d'água apresentam maior conteúdo informacional, refletindo sua forte influência pelo ecossistema local e por processos em escalas espaciais amplas, como a velocidade do vento. Em contrapartida, variáveis como radiação líquida (R_n) e radiação fotossinteticamente ativa (PAR) exibiram menor informação, devido à sua dependência predominante de fatores solares e atmosféricos. Durante a estação seca, umidade relativa, vapor d'água, temperatura, velocidade do vento e CO_2 destacaram-se com maior (H), enquanto na estação chuvosa, direção do vento, CO_2 e temperatura foram predominantes.

O segundo estudo demonstrou que a temperatura a 4 m (T_4) apresentou a maior previsibilidade (menor entropia) em ambos os períodos, sugerindo um microclima estável sob a proteção do dossel. Por outro lado, alturas próximas ao topo do dossel (28 e 30 m) exibiram maior aleatoriedade, especialmente na estação seca (T_{28}) e chuvosa (T_{30}), devido à maior exposição à radiação solar e a frentes frias. A temperatura a 1 m (T_1) mostrou uma transição notável, passando de altamente determinística na estação seca para mais aleatória na chuvosa, provavelmente devido ao aumento da umidade e à influência do dossel mais denso. A análise do CECP revelou que escalas temporais inferiores a 2 horas destacam diferenças significativas na dinâmica térmica entre alturas, enquanto escalas maiores levam à convergência das entropias, indicando homogeneização em períodos mais longos.

A integração desses achados destaca a robustez dos métodos baseados na teoria da informação para caracterizar a complexidade e a previsibilidade de sistemas micrometeorológicos. A entropia de Shannon revelou padrões gerais de informação nas variáveis, enquanto o CECP forneceu uma análise detalhada da dinâmica térmica vertical, evidenciando a influência da estrutura vegetal e da sazonalidade. Esses resultados reforçam a

importância da floresta de transição como um sistema ecologicamente sensível, onde fatores como o dossel e as condições climáticas moldam os microclimas. Este trabalho contribui significativamente para o avanço da micrometeorologia, oferecendo ferramentas analíticas para modelagem climática e manejo de ecossistemas florestais. Futuras pesquisas podem explorar a integração de outras variáveis no CECF, a análise de escalas temporais mais curtas e a aplicação desses métodos em diferentes biomas para comparar a dinâmica microclimática em escala global.

6 REFERÊNCIAS

- ARAUJO, F. H. A. de. **Analysis of Agricultural Commodity Prices using Information Theory Methods**. Rochester, NY: [s. d.], 2022. SSRN Scholarly Paper. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/abstract=4141722>. Acesso em: 28 jun. 2024.
- BANDT, C.; POMPE, B. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series. **Physical Review Letters**, [s. l.], v. 88, n. 17, p. 174102, 2002. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.88.174102>. Acesso em: 24 jun. 2024.
- BARAVALLE, R.; ROSSO, O. A.; MONTANI, F. Discriminating imagined and non-imagined tasks in the motor cortex area: Entropy-complexity plane with a wavelet decomposition. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 511, p. 27–39, 2018. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437118309105>. Acesso em: 24 jun. 2024.
- BARIVIERA, Aurelio Fernández *et al.* A permutation information theory tour through different interest rate maturities: the Libor case. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, [s. l.], v. 373, n. 2056, p. 20150119, 2015. Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rsta.2015.0119>. Acesso em: 24 jun. 2024.
- BARIVIERA, A. F. *et al.* Libor at crossroads: Stochastic switching detection using information theory quantifiers. **Chaos, Solitons & Fractals**, [s. l.], v. 88, Complexity in Quantitative Finance and Economics, p. 172–182, 2016. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077916300406>. Acesso em: 24 jun. 2024.
- BARIVIERA, Aurelio Fernandez *et al.* The (in)visible hand in the Libor market: an information theory approach. **The European Physical Journal B**, [s. l.], v. 88, n. 8, p. 208, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1140/epjb/e2015-60410-1>.
- BIUDES, M. S. *et al.* Evapotranspiration Seasonality over Tropical Ecosystems in Mato Grosso, Brazil. **Remote Sensing**, [s. l.], v. 14, n. 10, p. 2482, 2022. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2072-4292/14/10/2482>. Acesso em: 15 jan. 2025.
- BIUDES, M. S. *et al.* Ground and remote sensing-based measurements of leaf area index in a transitional forest and seasonal flooded forest in Brazil. **International Journal of Biometeorology**, [s. l.], v. 58, n. 6, p. 1181–1193, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00484-013-0713-4>. Acesso em: 15 jan. 2025.
- BIUDES, M. S. *et al.* Patterns of energy exchange for tropical ecosystems across a climate gradient in Mato Grosso, Brazil. **Agricultural and Forest Meteorology**, [s. l.], v. 202, p. 112–124, 2015. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168192314003189>. Acesso em: 23 jan. 2025.
- BRISAUD, J.-B. The meanings of entropy. **Entropy**, [s. l.], v. 7, n. 1, p. 68–96, 2005. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1099-4300/7/1/68>. Acesso em: 24 jun. 2024.

COE, M. T. *et al.* The Hydrology and Energy Balance of the Amazon Basin. In: NAGY, L.; FORSBERG, B. R.; ARTAXO, P. (org.). **Interactions Between Biosphere, Atmosphere and Human Land Use in the Amazon Basin**. Berlin, Heidelberg: Springer, 2016. p. 35–53. Disponível em: https://doi.org/10.1007/978-3-662-49902-3_3. Acesso em: 15 jan. 2025.

DE ARAUJO, F. H. A. *et al.* An analysis of Brazilian agricultural commodities using permutation – information theory quantifiers: The influence of food crisis. **Chaos, Solitons & Fractals**, [s. l.], v. 139, p. 110081, 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077920304781>. Acesso em: 30 jun. 2024.

DE ARAUJO, F. H. A. *et al.* Permutation Entropy and Statistical Complexity Analysis of Brazilian Agricultural Commodities. **Entropy**, [s. l.], v. 21, n. 12, p. 1220, 2019. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1099-4300/21/12/1220>. Acesso em: 17 nov. 2022.

DE LUCAS, H. B. *et al.* A symbolic information approach to characterize response-related differences in cortical activity during a Go/No-Go task. **Nonlinear Dynamics**, [s. l.], v. 104, n. 4, p. 4401–4411, 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s11071-021-06477-1>. Acesso em: 27 jun. 2024.

DE MICCO, L. *et al.* Randomizing nonlinear maps via symbolic dynamics. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 387, n. 14, p. 3373–3383, 2008. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437108002318>. Acesso em: 24 jun. 2024.

DE PAULO, S. R.; DE PAULO, I. J. C.; DE DECKER, Y. Reconstructing the micrometeorological dynamics of the southern Amazonian transitional forest. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, [s. l.], v. 25, n. 12, p. 123123, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1063/1.4938188>. Acesso em: 15 jan. 2025.

ESQUIVEL-MUELBERT, A. *et al.* Compositional response of Amazon forests to climate change. **Global Change Biology**, [s. l.], v. 25, n. 1, p. 39–56, 2019. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/gcb.14413>. Acesso em: 15 jan. 2025.

FELDMAN, D. P.; CRUTCHFIELD, J. P. Measures of statistical complexity: Why?. **Physics Letters A**, [s. l.], v. 238, n. 4, p. 244–252, 1998. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0375960197008554>. Acesso em: 24 jun. 2024.

FELDMAN, D. P.; MCTAGUE, C. S.; CRUTCHFIELD, J. P. The organization of intrinsic computation: Complexity-entropy diagrams and the diversity of natural information processing. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, [s. l.], v. 18, n. 4, p. 043106, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1063/1.2991106>. Acesso em: 24 jun. 2024.

FISHER, R. A.; RUSSELL, E. J. On the mathematical foundations of theoretical statistics. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series A, Containing Papers of a Mathematical or Physical Character**, [s. l.], v. 222, n. 594–604, p. 309–368, 1997. Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rsta.1922.0009>. Acesso em: 26 jun. 2024.

FRIEDEN, B. R. **Science from Fisher Information: A Unification**. 1. ed. [S. l.]: Cambridge University Press, 2004. Disponível em:

<https://www.cambridge.org/core/product/identifier/9780511616907/type/book>. Acesso em: 24 jun. 2024.

GANCIO, J.; MASOLLER, C.; TIRABASSI, G. Permutation entropy analysis of EEG signals for distinguishing eyes-open and eyes-closed brain states: Comparison of different approaches. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, [s. l.], v. 34, n. 4, p. 043130, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1063/5.0200029>. Acesso em: 24 jun. 2024.

GRAY, R. M. **Entropy and Information Theory**. [S. l.]: Springer Science & Business Media, 2013.

HAUFE, S. *et al.* A critical assessment of connectivity measures for EEG data: A simulation study. **NeuroImage**, [s. l.], v. 64, p. 120–133, 2013. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811912009469>. Acesso em: 24 jun. 2024.

HOUGHTON, R. A. *et al.* Annual fluxes of carbon from deforestation and regrowth in the Brazilian Amazon. **Nature**, [s. l.], v. 403, n. 6767, p. 301–304, 2000. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/35002062>. Acesso em: 15 jan. 2025.

JOVANOVIĆ, T. *et al.* Complexity as a streamflow metric of hydrologic alteration. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, [s. l.], v. 31, n. 8, p. 2107–2119, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00477-016-1315-6>. Acesso em: 28 jun. 2024.

KANTZ, H.; KURTHS, J.; MAYER-KRESS, G. **Nonlinear Analysis of Physiological Data**. [S. l.]: Springer Science & Business Media, 2012.

KOCH, A.; HUBAU, W.; LEWIS, S. L. Earth System Models Are Not Capturing Present-Day Tropical Forest Carbon Dynamics. **Earth's Future**, [s. l.], v. 9, n. 5, p. e2020EF001874, 2021. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2020EF001874>. Acesso em: 15 jan. 2025.

LAMBERTI, P. W. *et al.* Intensive entropic non-triviality measure. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 334, n. 1, p. 119–131, 2004. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437103010963>. Acesso em: 24 jun. 2024.

LI, Q.; ZUNTAO, F. Permutation entropy and statistical complexity quantifier of nonstationarity effect in the vertical velocity records. **Physical Review E**, [s. l.], v. 89, n. 1, p. 012905, 2014. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.89.012905>. Acesso em: 17 jan. 2025.

LLOPART, M. *et al.* Land Use Change over the Amazon Forest and Its Impact on the Local Climate. **Water**, [s. l.], v. 10, n. 2, p. 149, 2018. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2073-4441/10/2/149>. Acesso em: 15 jan. 2025.

LÓPEZ-RUIZ, R.; MANCINI, H. L.; CALBET, X. A statistical measure of complexity. **Physics Letters A**, [s. l.], v. 209, n. 5, p. 321–326, 1995. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0375960195008675>. Acesso em: 23 nov. 2022.

LOTFI, N. *et al.* Statistical complexity is maximized close to criticality in cortical dynamics. **Physical Review E**, [s. l.], v. 103, n. 1, p. 012415, 2021. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.103.012415>. Acesso em: 27 jun. 2024.

LUO, Y. *et al.* Coordinated approaches to quantify long-term ecosystem dynamics in response to global change. **Global Change Biology**, [s. l.], v. 17, n. 2, p. 843–854, 2011. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1365-2486.2010.02265.x>. Acesso em: 15 jan. 2025.

MA, F.; FAN, Q.; LING, G. Complexity-Entropy Causality Plane Analysis of Air Pollution Series. **Fluctuation and Noise Letters**, [s. l.], v. 21, n. 02, p. 2250011, 2022. Disponível em: <https://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0219477522500110>. Acesso em: 24 maio 2024.

MAGGS, J. E.; MORALES, G. J. Permutation entropy analysis of temperature fluctuations from a basic electron heat transport experiment. **Plasma Physics and Controlled Fusion**, [s. l.], v. 55, n. 8, p. 085015, 2013. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1088/0741-3335/55/8/085015>. Acesso em: 15 jan. 2025.

MAKSIC, J. *et al.* Brazilian biomes distribution: Past and future. **Palaeogeography, Palaeoclimatology, Palaeoecology**, [s. l.], v. 585, p. 110717, 2022. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0031018221005022>. Acesso em: 15 jan. 2025.

MALHI, Y. *et al.* Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. **Science**, [s. l.], v. 319, n. 5860, p. 169–172, 2008. Disponível em: <https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.1146961>. Acesso em: 15 jan. 2025.

MARTIN, M. T.; PLASTINO, A.; ROSSO, O. A. Generalized statistical complexity measures: Geometrical and analytical properties. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 369, n. 2, p. 439–462, 2006. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437106001324>. Acesso em: 11 nov. 2022.

MARTIN, M. T.; PLASTINO, A.; ROSSO, O. A. Statistical complexity and disequilibrium. **Physics Letters A**, [s. l.], v. 311, n. 2, p. 126–132, 2003. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0375960103004912>. Acesso em: 24 jun. 2024.

MISCHAIKOW, K. *et al.* Construction of Symbolic Dynamics from Experimental Time Series. **Physical Review Letters**, [s. l.], v. 82, n. 6, p. 1144–1147, 1999. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.82.1144>. Acesso em: 24 jun. 2024.

MITCHARD, E. T. A. The tropical forest carbon cycle and climate change. **Nature**, [s. l.], v. 559, n. 7715, p. 527–534, 2018. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/s41586-018-0300-2>. Acesso em: 15 jan. 2025.

MONTANI, F. *et al.* Causal information quantification of prominent dynamical features of biological neurons. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, [s. l.], v. 373, n. 2056, p. 20150109, 2015. Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/full/10.1098/rsta.2015.0109>. Acesso em: 24 jun. 2024.

MONTANI, F.; DELEGLISE, E. B.; ROSSO, O. A. Efficiency characterization of a large neuronal network: A causal information approach. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 401, p. 58–70, 2014. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437114000041>. Acesso em: 24 jun. 2024.

NASCIMENTO, N. *et al.* What Drives Intensification of Land Use at Agricultural Frontiers in the Brazilian Amazon? Evidence from a Decision Game. **Forests**, [s. l.], v. 10, n. 6, p. 464, 2019. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1999-4907/10/6/464>. Acesso em: 15 jan. 2025.

NEPSTAD, D. C. *et al.* Large-scale impoverishment of Amazonian forests by logging and fire. **Nature**, [s. l.], v. 398, n. 6727, p. 505–508, 1999. Disponível em: <https://www.nature.com/articles/19066>. Acesso em: 15 jan. 2025.

OGUNJO, S. Characterizing river discharge along River Niger using complexity–entropy causality plane. **Arabian Journal of Geosciences**, [s. l.], v. 16, n. 5, p. 295, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12517-023-11392-3>. Acesso em: 24 jun. 2024.

OLIVARES, F.; PLASTINO, A.; ROSSO, O. A. Ambiguities in Bandt–Pompe’s methodology for local entropic quantifiers. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 391, n. 8, p. 2518–2526, 2012a. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437111009691>. Acesso em: 24 jun. 2024.

OLIVARES, F.; PLASTINO, A.; ROSSO, O. A. Contrasting chaos with noise via local versus global information quantifiers. **Physics Letters A**, [s. l.], v. 376, n. 19, p. 1577–1583, 2012b. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0375960112003441>. Acesso em: 24 jun. 2024.

OSMANE, A.; DIMMOCK, A. P.; PULKKINEN, T. I. Jensen-Shannon Complexity and Permutation Entropy Analysis of Geomagnetic Auroral Currents. **Journal of Geophysical Research: Space Physics**, [s. l.], v. 124, n. 4, p. 2541–2551, 2019. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2018JA026248>. Acesso em: 28 jun. 2024.

PESSA, A. A. B.; RIBEIRO, H. V. ordpy: A Python package for data analysis with permutation entropy and ordinal network methods. **Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science**, [s. l.], v. 31, n. 6, p. 063110, 2021. Disponível em: <http://arxiv.org/abs/2102.06786>. Acesso em: 17 jan. 2025.

PLASTINO, A. R.; PLASTINO, A. Symmetries of the Fokker-Planck equation and the Fisher-Frieden arrow of time. **Physical Review E**, [s. l.], v. 54, n. 4, p. 4423–4426, 1996. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.54.4423>. Acesso em: 24 jun. 2024.

POWELL, G. E.; PERCIVAL, I. C. A spectral entropy method for distinguishing regular and irregular motion of Hamiltonian systems. **Journal of Physics A: Mathematical and General**, [s. l.], v. 12, n. 11, p. 2053, 1979. Disponível em: <https://dx.doi.org/10.1088/0305-4470/12/11/017>. Acesso em: 26 jun. 2024.

PRIANTE-FILHO, N. *et al.* Comparison of the mass and energy exchange of a pasture and a mature transitional tropical forest of the southern Amazon Basin during a seasonal transition. **Global Change Biology**, [s. l.], v. 10, n. 5, p. 863–876, 2004. Disponível em:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1529-8817.2003.00775.x>. Acesso em: 16 nov. 2022.

ROSSO, O. A. *et al.* Causality and the entropy–complexity plane: Robustness and missing ordinal patterns. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 391, n. 1, p. 42–55, 2012. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437111005772>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ROSSO, O. A. *et al.* Distinguishing Noise from Chaos. **Physical Review Letters**, [s. l.], v. 99, n. 15, p. 154102, 2007. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevLett.99.154102>. Acesso em: 11 nov. 2022.

ROSSO, O. A. *et al.* EEG analysis using wavelet-based information tools. **Journal of Neuroscience Methods**, [s. l.], v. 153, n. 2, p. 163–182, 2006. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165027005003705>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ROSSO, O. A. *et al.* Wavelet entropy: a new tool for analysis of short duration brain electrical signals. **Journal of Neuroscience Methods**, [s. l.], v. 105, n. 1, p. 65–75, 2001. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165027000003563>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ROSSO, O. A.; CRAIG, H.; MOSCATO, P. Shakespeare and other English Renaissance authors as characterized by Information Theory complexity quantifiers. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 388, n. 6, p. 916–926, 2009. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378437108009461>. Acesso em: 24 nov. 2022.

ROSSO, Osvaldo A.; MASOLLER, C. Detecting and quantifying stochastic and coherence resonances via information-theory complexity measurements. **Physical Review E**, [s. l.], v. 79, n. 4, p. 040106, 2009. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.79.040106>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ROSSO, O. A.; MASOLLER, C. Detecting and quantifying temporal correlations in stochastic resonance via information theory measures. **The European Physical Journal B**, [s. l.], v. 69, n. 1, p. 37–43, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1140/epjb/e2009-00146-y>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ROSSO, O. A.; OLIVARES, F.; PLASTINO, A. Noise versus chaos in a causal Fisher-Shannon plane. **Papers in physics**, [s. l.], v. 7, n. 1, p. 0–0, 2015. Disponível em: http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S1852-42492015000100006&lng=es&nrm=iso&tlng=en. Acesso em: 24 jun. 2024.

SACO, P. M. *et al.* Entropy analysis of the dynamics of El Niño/Southern Oscillation during the Holocene. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [s. l.], v. 389, n. 21, p. 5022–5027, 2010. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437110006151>. Acesso em: 24 jun. 2024.

SÁNCHEZ-MORENO, P.; YANEZ, R.; DEHESA, J. Discrete densities and Fisher information. **Proceedings of the 14th International Conference on Difference Equations and Applications. Difference Equations and Applications**, [s. l.], 2009.

SERINALDI, F.; ZUNINO, L.; ROSSO, O. A. Complexity–entropy analysis of daily stream flow time series in the continental United States. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, [s. l.], v. 28, n. 7, p. 1685–1708, 2014a. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00477-013-0825-8>. Acesso em: 24 jun. 2024.

SERINALDI, F.; ZUNINO, L.; ROSSO, O. A. Complexity–entropy analysis of daily stream flow time series in the continental United States. **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, [s. l.], v. 28, n. 7, p. 1685–1708, 2014b. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00477-013-0825-8>.

SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **The Bell System Technical Journal**, [s. l.], v. 27, n. 3, p. 379–423, 1948. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6773024>. Acesso em: 24 jun. 2024.

SHANNON, C. E.; WEAVER, W. **The Mathematical Theory of Communication**. [S. l.]: University of Illinois Press, 1949.

SIDDAGANGAIAH, S. *et al.* A Complexity-Based Approach for the Detection of Weak Signals in Ocean Ambient Noise. **Entropy**, [s. l.], v. 18, n. 3, p. 101, 2016. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1099-4300/18/3/101>. Acesso em: 17 jan. 2025.

SILVA, A. S. A. *et al.* Complexity entropy-analysis of monthly rainfall time series in northeastern Brazil. **Chaos, Solitons & Fractals**, [s. l.], v. 143, p. 110623, 2021. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960077920310146>. Acesso em: 11 nov. 2022.

SILVA JUNIOR, C. A. da *et al.* Remote sensing for updating the boundaries between the brazilian Cerrado-Amazonia biomes. **Environmental Science & Policy**, [s. l.], v. 101, p. 383–392, 2019. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S146290111831400X>. Acesso em: 15 jan. 2025.

SIPPEL, S. *et al.* Diagnosing the Dynamics of Observed and Simulated Ecosystem Gross Primary Productivity with Time Causal Information Theory Quantifiers. **PLOS ONE**, [s. l.], v. 11, n. 10, p. e0164960, 2016. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0164960>. Acesso em: 24 jun. 2024.

SORIANO, M. C. *et al.* Time Scales of a Chaotic Semiconductor Laser With Optical Feedback Under the Lens of a Permutation Information Analysis. **IEEE Journal of Quantum Electronics**, [s. l.], v. 47, n. 2, p. 252–261, 2011. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5689409>. Acesso em: 24 jun. 2024.

STOSIC, T. *et al.* Investigating anthropically induced effects in streamflow dynamics by using permutation entropy and statistical complexity analysis: A case study. **Journal of Hydrology**, [s. l.], v. 540, p. 1136–1145, 2016. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022169416304644>. Acesso em: 28 jun. 2024.

THUL, A. *et al.* EEG entropy measures indicate decrease of cortical information processing in Disorders of Consciousness. **Clinical Neurophysiology**, [s. l.], v. 127, n. 2, p. 1419–1427,

2016. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S138824571500797X>. Acesso em: 15 jan. 2025.

VIGNAT, C.; BERCHER, J.-F. Analysis of signals in the Fisher–Shannon information plane. **Physics Letters A**, [s. l.], v. 312, n. 1, p. 27–33, 2003. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037596010300570X>. Acesso em: 24 jun. 2024.

VOURLITIS, G. L. *et al.* Variations in evapotranspiration and climate for an Amazonian semi-deciduous forest over seasonal, annual, and El Niño cycles. **International Journal of Biometeorology**, [s. l.], v. 59, n. 2, p. 217–230, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00484-014-0837-1>. Acesso em: 23 jan. 2025.

WAN MAHARI, W. A. *et al.* Deforestation of rainforests requires active use of UN’s Sustainable Development Goals. **Science of the Total Environment**, [s. l.], v. 742, n. 140681, 2020. Disponível em: <http://www.scopus.com/inward/record.url?scp=85087733358&partnerID=8YFLogxK>. Acesso em: 15 jan. 2025.

WERTH, D.; AVISSAR, R. The local and global effects of Amazon deforestation. **Journal of Geophysical Research: Atmospheres**, [s. l.], v. 107, n. D20, p. LBA 55-1-LBA 55-8, 2002. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1029/2001JD000717>. Acesso em: 15 jan. 2025.

ZUNINO, L. *et al.* Permutation-information-theory approach to unveil delay dynamics from time-series analysis. **Physical Review E**, [s. l.], v. 82, n. 4, p. 046212, 2010. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.82.046212>. Acesso em: 24 jun. 2024.

ZUNINO, L.; SORIANO, M. C.; ROSSO, O. A. Distinguishing chaotic and stochastic dynamics from time series by using a multiscale symbolic approach. **Physical Review E**, [s. l.], v. 86, n. 4, p. 046210, 2012. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.86.046210>. Acesso em: 24 jun. 2024.