

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

**ENTROPIA DA INFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS DE UMA FLORESTA DE
TRANSIÇÃO EM MATO GROSSO**

FÁBIO ALVARENGA BALISTA

PROF. DR. SÉRGIO ROBERTO DE PAULO

Orientador

CUIABÁ, MT

MAIO, 2021

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

**ENTROPIA DA INFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS DE UMA FLORESTA DE
TRANSIÇÃO EM MATO GROSSO**

FÁBIO ALVARENGA BALISTA

*Dissertação apresentada ao Programa de
Pós-Graduação em Física Ambiental da
Universidade Federal de Mato Grosso,
como parte dos requisitos para obtenção do
título de Mestre em Física Ambiental.*

PROF. DR. SÉRGIO ROBERTO DE PAULO

Orientador

CUIABÁ, MT

MAIO, 2021

Dados Internacionais de Catalogação na Fonte.

A473e Alvarenga Balista, Fábio.
ENTROPIA DA INFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS DE UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO EM MATO
GROSSO / Fábio Alvarenga Balista. -- 2021
51 f. : il. color. ; 30 cm.

Orientador: Sérgio Roberto de Paulo.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de
Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2021.
Inclui bibliografia.

1. Entropia. 2. Incerteza. 3. Variáveis micrometeorológicas. 4. Shannon. I. 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: ENTROPIA DA INFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS
MICROMETEOROLÓGICAS DE UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO EM MATO
GROSSO**

AUTOR : MESTRANDO FÁBIO ALVARENGA BALISTA

Dissertação defendida e aprovada em **28 de maio de 2021**.

COMPOSIÇÃO DA BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Sérgio Roberto de Paulo – Orientador - Instituto de Física – UFMT

Prof. Dr. José de Souza Nogueira – Examinador Interno - Instituto de Física – UFMT

Prof. Dr. Vinícius Buscioli Capistrano- Examinador Externo - Instituto de Física (INFI) – UFMS

Cuiabá-MT, 28/05/2021.



Documento assinado eletronicamente por **SERGIO ROBERTO DE PAULO, Coordenador(a) de Programas de Pós-Graduação em Física Ambiental - IF/UFMT**, em 28/05/2021, às 16:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **JOSE DE SOUZA NOGUEIRA, Docente da Universidade Federal de Mato Grosso**, em 28/05/2021, às 16:18, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



Documento assinado eletronicamente por **Vinicius Buscioli Capistrano, Usuário Externo**, em 31/05/2021, às 15:17, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 6º, § 1º, do [Decreto nº 8.539, de 8 de outubro de 2015](#).



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 **3526288** e o código CRC **079910A3**.

Referência: Processo nº 23108.038676/2021-14

SEI nº 3526288

Agradecimentos

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq pela bolsa recebida de mestrado demanda social relativo ao processo 130270/2020-2;

Aos professores José de Souza Nogueira e Sergio Roberto de Paulo pelo apoio, incentivo e confiança a mim depositados, e por serem grandes amigos;

Ao meu pai e minha mãe, Nilson Balista e Eliana Nunes Alvarenga a quem dedico este trabalho;

E a todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	v
LISTA DE TABELAS	vii
LISTA DE ABREVIACÕES OU SIMBOLO	viii
RESUMO	ix
ABSTRACT	x
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Problemática	1
1.2 Justificativa	2
1.3 Objetivos.....	3
1.3.1 Objetivo Geral.....	3
1.3.2 Objetivos Específicos	4
2 CONCEITOS EM TEORIA DA INFORMAÇÃO	5
2.1 Biografia de Claude Elwood Shannon.....	5
2.2 A Entropia de Shannon.....	7
2.3 Origem do nome entropia	10
2.4 A relação conflituosa entre Entropia na Física e na teoria da Informação ...	12
3 MATERIAL E MÉTODO	14
3.1 Área de estudo	14
3.2 Instrumentação	14
3.3 Tratamento dos dados.....	16
3.4 Método da entropia de Shannon	17
3.4.1 Método extensivo da entropia de Shannon	18
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES	20
4.1 Resultados da entropia de Shannon.....	20
4.1.1 Entropia de Shannon para fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período chuvoso e seco	27
4.2 Resultados extensivo da entropia de Shannon.....	31

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	35
6 REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICAS	36
A - Exemplo do método extensivo da entropia de Shannon	39
B – Exemplo do método da entropia de Shannon	41

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Claude Elwood Shannon	5
Figura 2 - Decomposição de uma escolha entre três possibilidades	8
Figura 3 - A entropia no caso de duas possibilidades	9
Figura 4 - Torre meteorológica da floresta de transição	15
Figura 5 - Gráfico da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de fevereiro para diferentes deltas	20
Figura 6 - Gráfico da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de junho para diferentes deltas.....	22
Figura 7 - Histograma de R_n (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	23
Figura 8 - Histograma de G (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	23
Figura 9 - Histograma de T_1 ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	24
Figura 10 - Histograma de T_4 ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	25
Figura 11 - Histograma de T_{12} ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	25
Figura 12 - Histograma de T_{20} ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	25
Figura 13 - Histograma de T_{28} ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	26
Figura 14 - Histograma de T_{40} ($^{\circ}C$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	26
Figura 15 - Histograma de R_{sd} (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	27
Figura 16 - Histograma de PAR_i ($\mu mol/m^2 s$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	27
Figura 17 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período chuvoso	28
Figura 18 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período seco	28
Figura 19 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período seco com delta igual ao do período chuvoso.....	29
Figura 20 - Histograma de fluxo de carbono ($\mu mol/m^2 s$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	30
Figura 21 - Histograma do fluxo de calor sensível (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	30
Figura 22 - Histograma do fluxo de calor latente (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).....	31
Figura 23 - Gráfico do método extensivo da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de fevereiro para diferentes deltas.....	31
Figura 24 - Gráfico do método extensivo da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de junho para diferentes deltas	33
Figura 25 - Script do método extensivo da entropia de Shannon no R.....	39
Figura 26 – Exemplo da saída do histograma para dados de R_n	40

Figura 27 - Exemplo da saída da informação de Rn	40
Figura 28 - Script da entropia de Shannon para o Rn no programa R	41
Figura 29 - Saída do histograma para dados de Rn.....	41
Figura 30 - Saída da entropia de Shannon para dados de Rn.....	41

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Entropia de Shannon para diferentes divisões em ordem decrescente **Erro!**
Indicador não definido.

Tabela 2 - Variação da entropia de junho em relação a fevereiro.....22

Tabela 3 - Entropia dos fluxos do mês seco em relação ao chuvoso29

Tabela 4 - Informação extensiva para diferentes deltas em ordem decrescente32

Tabela 5 - Informação extensiva média diária de junho em relação a fevereiro.....33

LISTA DE ABREVIACÕES OU SIMBOLO

Fc	Fluxo de carbono (CO ₂)
G	Fluxo de calor no solo
H	Fluxo de calor sensível
Le	Fluxo de calor latente
PARi	Radiação fotossinteticamente ativa incidente
Rn	Saldo de radiação
Rsd	Radiação solar direta
T1	Temperatura do ar a um metro de altura
T4	Temperatura do ar a quatro metros de altura
T12	Temperatura do ar a doze metros de altura
T20	Temperatura do ar a 20 metros de altura
T28	Temperatura do ar a 28 metros de altura
T40	Temperatura do ar a 40 metros de altura

RESUMO

BALISTA, F. A. **ENTROPIA DA INFORMAÇÃO DE VARIÁVEIS MICROMETEOROLÓGICAS DE UMA FLORESTA DE TRANSIÇÃO EM MATO GROSSO**. Cuiabá, 2021. 51f. Dissertação (Mestrado em Física Ambiental) – Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso.

O objetivo deste trabalho foi estudar quais variáveis micrometeorológicas apresentam maior taxa de informação em seus dados, e comparar essa informação entre período seco e chuvoso. Para isso, foi utilizada a fórmula da entropia de Shannon de maneira tradicional e de uma forma extensiva. Os dados foram coletados de uma floresta considerada de transição por apresentar características de vegetação de cerrado e de floresta Amazônica. Essa área pertencente à Fazenda Maracaí, e fica localizada a aproximadamente 50 km a noroeste de Sinop, Mato Grosso, Brasil. As variáveis avaliadas foram; temperatura do ar, fluxo de calor no solo, saldo de radiação, radiação solar direta, radiação fotossinteticamente ativa incidente, tanto no período chuvoso (mês de fevereiro), quanto no período seco (mês de junho). Para o método extensivo os resultados mostraram que a temperatura do ar possui mais informação no período chuvoso do que no seco, já as outras variáveis ocorreu o contrário, possuindo maior informação no período seco. Já o método de entropia tradicional mostrou que no período seco que a temperatura do ar possui maior informação quando comparado com período chuvoso, e que as outras variáveis possuem menor informação quando fazemos a mesma comparação.

Palavras-chave: Entropia, incerteza, variáveis micrometeorológicas, Shannon.

ABSTRACT

BALISTA, F. A. ENTROPY OF INFORMATION OF MICROMETEOROLOGICAL VARIABLES OF A TRANSITION FOREST IN MATO GROSSO. Cuiabá, 2021. 51f. Dissertation (Master in Environmental Physics) – Physics Institute, Universidade Federal de Mato Grosso.

The objective of this work was to study which micrometeorological variables have the highest information rate in their data, and to compare this information between dry and rainy periods. For this, Shannon's entropy formula was used in a traditional way and in an extensive way. The data were collected from a forest considered to be in transition, for presenting characteristics of cerrado vegetation and Amazon forest. This area belongs to Fazenda Maracaí, approximately 50 km northwest of Sinop, Mato Grosso, Brazil. The evaluated variables were air temperature, soil heat flow, radiation balance, direct solar radiation, incident photosynthetically active radiation, both in the rainy season (February) and in the dry season (June). For the extensive method, the results showed that the air temperature has more information in the rainy season than in the dry season, whereas the other variables occurred the opposite, having more information in the dry season. The traditional entropy method, on the other hand, showed that in the dry period the air temperature has more information when compared to the rainy period, and that the other variables have less information when we make the same comparison.

Keywords: Entropy, uncertainty, micrometeorological variables, Shannon.

1 INTRODUÇÃO

1.1 Problemática

No cenário das mudanças climáticas globais, uma questão ainda em aberto, embora já existindo uma vasta literatura sobre esse tema, se refere a até que ponto os ecossistemas desempenham um papel regulador no macro e microclima. Em micrometeorologia, as variáveis se apresentam acopladas umas às outras, ou seja, se influenciam mutuamente. Por exemplo, de acordo com as leis da Termodinâmica, sabe-se que a água presente nos ecossistemas desempenha um significativo papel regulador sobre a temperatura, já que o fluxo de calor latente é uma das principais componentes do balanço de energia. Evidentemente, a temperatura ambiente também é influenciada pela radiação solar. Assim, segue-se que, tendo essas duas variáveis (radiação e conteúdo de água) influência sobre a temperatura, esta deve guardar informação sobre as duas primeiras. Levando-se em conta o Teorema de Takens (1981), a série temporal da temperatura deve guardar informações sobre as variáveis que a influenciaram.

Há resultados na literatura apontando que, dentre as variáveis micrometeorológicas, a temperatura é uma das variáveis que mais guarda informação. Trabalhos realizando uma análise de séries temporais utilizando o método de identificação de componentes principais (PCA) obtiveram esse resultado (de Paulo, 2015).

Nesse contexto, é importante que seja estabelecida uma metodologia para se mensurar a quantidade de informação contida numa série temporal. Tal medida pode identificar quais variáveis são mais sensíveis às demais, bem como aquelas que são menos acopladas aos ecossistemas, contribuindo para construção de modelos em que as variáveis micrometeorológicas sejam intervenientes.

Contudo, existe o problema de que não há na literatura a aplicação de um método para se medir a quantidade de informação presente numa série micrometeorológica de uma floresta de transição. Sabendo disso, utilizaremos os conceitos desenvolvido por Claude Elwood Shannon para contribuir nesse sentido.

1.2 Justificativa

A teoria da informação teve seu início no ano de 1948, quando o engenheiro e matemático Claude Elwood Shannon (1916-2001) apresentou seu importante trabalho intitulado “*A Mathematical Theory of Communication*”. Neste artigo, Shannon apresentou os limites fundamentais na compressão e transmissão confiável de dados em canais com ruídos. O artigo teve grande impacto científico, tornando-se a base científica das comunicações. Tal credibilidade atribui a Shannon o título de precursor da Teoria da informação, pois, em um dos capítulos desse artigo Shannon sugere uma fórmula que mede a informação contida em uma mensagem.

Com o decorrer do tempo foi observado que a Teoria Matemática da comunicação era muito mais que um subconjunto de uma teoria geral de comunicação, consolidando um ramo da Teoria da Probabilidade e expandindo a outros campos de pesquisa. O interesse de outras áreas pela Teoria da informação foi percebido por Shannon logo após a publicação de seu artigo de 1948. Ele recebeu cartas de vários locais do mundo com perguntas, ou simplesmente ideias compartilhadas, vindas de universidades, laboratórios de empresas, instituições governamentais e militares. Com o passar do tempo, os remetentes não seriam apenas matemáticos ou engenheiros, mas também economistas, psicólogos e linguistas.

Entre diversas relações da Teoria da Informação Cover & Thomas (2006) e Guizzo (2003) destacam:

1. **Engenharia Elétrica (Teoria da Comunicação).** Melhorias na capacidade de transmissão de um Canal para que a capacidade possa ser calculada a partir das características de ruído e com probabilidades de erros insignificantes.
2. **Ciência da Computação (Complexidade de Kolmogorov).** A complexidade de uma série de dados pode ser definida pelo comprimento do programa de computador binário mais curto para computar *string*. Assim, a complexidade é o comprimento mínimo da descrição. Desta forma, a complexidade de Kolmogorov é parecida com a entropia de Shannon. É uma compressão de dados que leva a um procedimento logicamente consistente para inferência.
3. **Física (Termodinâmica).** A ideia de que a entropia só aumenta. A mecânica estatística como área de nascimento da entropia e da segunda lei da termodinâmica.

4. **Matemática (Teoria da Probabilidade e Estatística).** Ideias de entropia, entropia relativa e informação mútua são definidas como funcionais das distribuições de probabilidade. Por sua vez, elas caracterizam o comportamento de longas sequências de variáveis aleatórias e nos permitem estimar as probabilidades de eventos raros e encontrar o melhor expoente de erro em testes de hipóteses - *large deviation theory*.
5. **Filosofia da Ciência (Occam's Razor).** “As causas não devem ser multiplicadas além da necessidade”, parafraseando, “A explicação mais simples é a melhor”
6. **Economia (investimentos).** O investimento repetido em um mercado de ações estacionário resulta em um crescimento exponencial da “riqueza”. A taxa de crescimento da riqueza está relacionada à taxa de entropia do mercado de ações. Os paralelos entre a teoria do investimento ideal no mercado de ações e a teoria da informação são impressionantes.
7. **Biologia.** Geneticistas e biólogos moleculares usam a teoria da informação para estudar o código genético e investigar hipóteses do sexo como estratégia evolutiva e vencedoras para muitas espécies.
8. **Psicologia.** Psicólogos mediram tempo de reação de uma pessoa para várias quantidades de informação.
9. **Linguística.** Cientistas estudaram a orelha e os olhos humanos como canais de informação e calcularam suas supostas capacidades em bits. A orelha: 10.000 bits/s, o olho: 4 milhões de bits/s.

Como é observado nos exemplos citados, o impacto da Teoria da informação supera a barreira do processo de comunicação entre máquinas, o que a torna uma teoria promissora também na Física ambiental, podendo ser usada para desenvolver um método para medir a quantidade de informação presente em uma série micrometeorológica.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo Geral

Este trabalho tem como objetivo geral investigar os resultados de informação das variáveis micrometeorológicas através de dois métodos baseados na utilização do conceito de Entropia de Shannon.

1.3.2 Objetivos Específicos

- a) Medir a informação das variáveis micrometeorológicas.
- b) Analisar qual variável meteorológica carrega mais informação em seus dados.
- c) Comparar a informação dos dados entre as estações chuvosa (fevereiro) e seca (junho).
- d) Comparar os métodos desenvolvidos.

2 CONCEITOS EM TEORIA DA INFORMAÇÃO

2.1 Biografia de Claude Elwood Shannon

Claude Elwood Shannon nasceu em 30 de abril de 1916 em Petoskey, no estado de Michigan, Estados Unidos. Passou os primeiros anos de sua vida na pequena cidade de Gaylord, Michigan, onde estudou em uma escola pública que sua mãe foi professora de línguas e direto (PINEDA, 2006). Desde a infância teve grande interesse por objetos mecânicos, onde construiu para sua própria diversão, um barco controlado por rádio e um telégrafo entre sua casa e de um vizinho usando um par de fios de arame farpado (PINEDA, 2006).

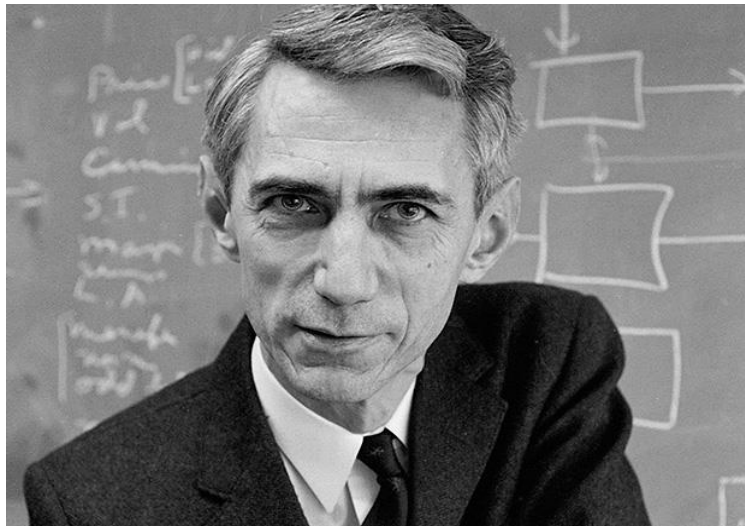


Figura 1 - Claude Elwood Shannon

De 1932 a 1936, estudou matemática e engenharia elétrica na universidade de Michigan (GALLAGER, 2001). Em 1948, publicou o importante artigo científico intitulado “*A Mathematical Theory of Communication*”, neste artigo, trabalhando com ferramentas teóricas utilizadas por Norbert Wiener, Claude Shannon propôs com sucesso uma medida de informação própria para medir incerteza. Em 1949, em coautoria com o também matemático estadunidense Warren Weaver (1894-1978) publicou o livro “*The Mathematical Theory of Communication*”, contendo reimpressões do seu artigo científico de 1948 de forma acessível também a não especialistas o que fez com que popularizasse seus conceitos.

Shannon ficou muito conhecido por ter fundado a teoria da informação com o artigo publicado em 1948, mas também é creditado a ele a fundação do computador digital

e o projeto de circuito digital, pois com apenas 21 anos e mestrando no MIT, escreveu uma tese demonstrando que a aplicação elétrica utilizando álgebra booleana poderia resolver qualquer problema de lógica, ou seja, circuitos elétricos podem ser usados para realizar operações matemáticas (MOSER; CHEN, 2012). É considerado a tese de mestrado de maior importância de todos os tempos (POUNDSTONE, 2005).

Durante a segunda guerra mundial em 1941 Shannon juntou-se à *Bell Laboratories* (GUIZZO, 2003), e trabalhou em sistemas de controle de fogo e criptografia, sob um contrato do Comitê Nacional de Pesquisa em Defesa. Em 1945, quando a guerra estava perto do fim, o comitê estava fazendo um resumo dos relatórios técnicos como sua última atividade antes de seu fechamento. Dentro do volume de controle de fogo um documento especial intitulado de maneira traduzida “Suavização de dados e previsão em sistemas de controle de fogo”, coautoria de Shannon, Ralph Beebe Blackman, e Hendrick Wade Bode, formalmente tratava do problema de suavização dos dados no controle de incêndio por analogia com o problema de separar um sinal de um ruído interferindo no sistema de comunicação (MINDELL, 2002). Em outras palavras, foi modelado o problema em termos de dados e processamento de sinal, anunciando assim o início da era da informação.

Após o término da segunda guerra mundial, durante o período que ainda estava filiado à *Bell laboratories*, Shannon publicou seu artigo mais importante “*A Mathematical Theory of Communication*”. Em 1956 deixou os Laboratórios Bell e foi convidado a ingressar no MIT como professor visitante e no ano seguinte se tornou membro efetivo, onde permaneceu até sua aposentadoria em 1978 (GALLAGER, 2001).

Shannon casou-se em 1949 com Mary Betty Moore, matemática da Bell Labs que trabalhava no grupo de John Pierce. Após se casarem, foram morar em Nova York e depois em Nova Jersey.

Foi diagnosticado com Alzheimer na década de 80 (GALLAGER, 2001). Na década de 90 mal conseguia encontrar o caminho de volta para casa. Com o passar do tempo ele não reconhecia mais seus próprios escritos e amigos (GUIZZO, 2003). Acabou falecendo aos 84 anos de idade no dia 24 de fevereiro de 2001.

Fora de suas pesquisas acadêmicas, Shannon tinha interesse em malabarismo, xadrez, cubo mágico e inventar dispositivos. Entre essas invenções temos Theseus: um rato mecânico capaz de atravessar um labirinto, Penny Matching; algoritmo que procurava padrão no jogo do adversário, Programação de computador para jogar xadrez (GUIZZO, 2003).

Como professor Dr. Claude Elwood Shannon recebeu títulos *honoris causa* pela Universidade de Yale, Michigan, Princeton, Edimburgo, Pittsburgh, Northwestern, Oxford, East Anglia, Carnegie-Mellon, Tufts e da Pensilvânia (MIT, 2001).

A perspectiva introduzida por Shannon da teoria da comunicação (também chamada por teoria da informação) é a base da revolução digital, e cada dispositivo que contém um microprocessador ou microcontrolador é um descendente conceitual da publicação de Shannon. (SLOANE, 1993). Neil Sloane ainda afirma que sem Shannon, nenhuma das coisas que conhecemos hoje existiria, toda revolução digital começou com ele.

2.2 A Entropia de Shannon

Shannon encontrou uma forma matemática de medir o quanto de informação existe na transmissão de uma mensagem de um ponto a outro, e denominou essa medida de entropia. Essa proposta se baseia em conceitos estatísticos, expressando a ideia de que o aumento da probabilidade do próximo símbolo diminuirá a informação. Por isso, a entropia pode ser definida como a quantidade de incerteza que existe em uma mensagem (SHANNON, 1948).

Shannon define que a entropia pode ser calculada através da soma das probabilidades de ocorrência de cada símbolo. De acordo com Moser e Chen (2012), a entropia proposta por Shannon é obtida pela média das medidas de Hartley (1928). Tal medida consistia em representar símbolos de um alfabeto através do logaritmo da quantidade de símbolos existente nesse alfabeto. No entanto, isso só é verdade para fontes onde a probabilidade de ocorrência de cada símbolo seja igual. Sendo assim, Shannon apresenta a equação (1) como forma de computar a medida estatística desta incerteza com base nas probabilidades, ou seja, uma forma de medir a entropia.

$$H(p_1, p_2, \dots, p_n) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i, \quad (1)$$

onde p_i é a probabilidade de ocorrência de cada evento i , $\sum_{i=1}^n p_i = 1$, e um certo evento i representa um símbolo emitido pela fonte.

Pode-se usar o logaritmo da fórmula (1) em qualquer base para se calcular a entropia, desde que use a mesma base para todos os cálculos. A base usada determina a unidade em que se mede a entropia. Se for usada a base 2, a unidade será o dígito binário

(bit) que é a menor unidade de informação, que foi a unidade utilizada por Shannon. Se for usada a base e , a unidade será a unidade natural da informação (nat) que é a unidade de informação ou entropia da informação baseado nos logaritmos naturais (SHANNON, 1948). Outra base conhecida é o Hartley (Hart ou dit) que utiliza a base 10. 1 nat equivale a 1,44 bit e a 0,424 Hart.

Segundo Shannon (1948) a quantidade $H(p_1, p_2, \dots, p_n)$ tem uma série de propriedades que a comprovam como uma medida de informação:

1. É possível determinar o valor de $H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$ para quaisquer valores correspondentes de probabilidade p_i .
2. Se todos os p_i são iguais, $p_i = \frac{1}{n}$, então H deve ser uma função monótona crescente de n . Existirão mais possibilidades de eventos por existir probabilidades de eventos iguais.
3. Para um conjunto de determinada grandeza, H é máximo e igual a $\log_2 n$ quando todos os p_i são iguais, intuitivamente é a situação mais incerta.
4. O valor mínimo de H é zero. Isso ocorre quando um só resultado é possível, ou seja, não existe incerteza sobre o n . Assim, somente quando estamos certos do resultado, H desaparece. Caso contrário, H é positivo.
5. Se uma escolha for dividida em duas escolhas sucessivas, o H original deve ser a soma ponderada dos valores individuais de H . Ou seja, a entropia é aditiva. O significado disso é ilustrado na figura 2.

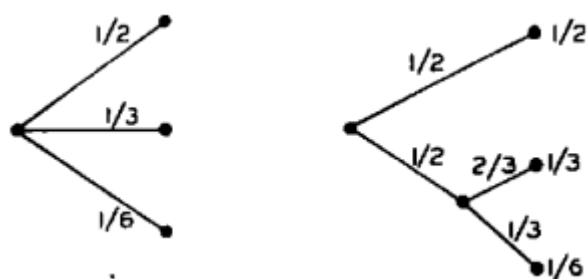


Figura 2 - Decomposição de uma escolha entre três possibilidades

Na esquerda temos 3 possibilidades $p_1 = \frac{1}{2}$, $p_2 = \frac{1}{3}$, $p_3 = \frac{1}{6}$. A direita, primeiro escolhemos entre duas possibilidades, cada uma com probabilidade $\frac{1}{2}$, e se o segundo ocorrer, fazemos outra escolha com as probabilidades $\frac{2}{3}$, $\frac{1}{3}$. Os resultados terão as mesmas probabilidades de antes. Exigimos, portanto, que

$$H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{3}, \frac{1}{6}\right) = H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) + \frac{1}{2} H\left(\frac{2}{3}, \frac{1}{3}\right)$$

Quantidade da forma da equação (1) desempenham um papel central na teoria da informação como medida de informação, escolha e incerteza.

A entropia no caso de duas possibilidades com probabilidade p e $q = 1 - p$ é plotada na figura 3 como função de p .

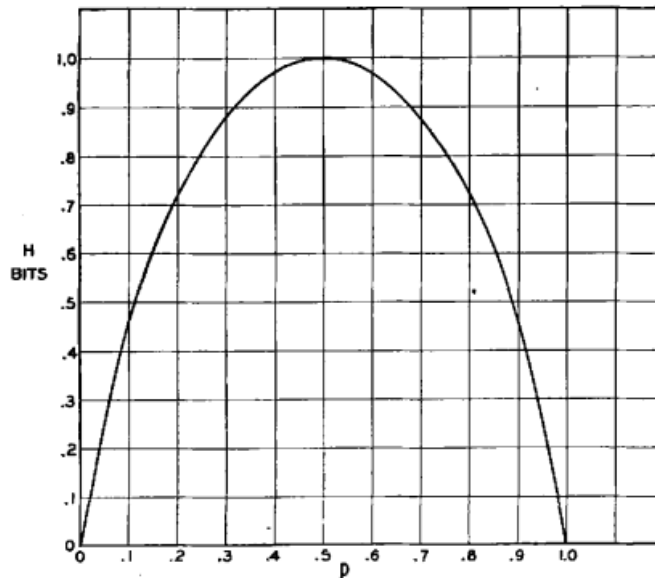


Figura 3 - A entropia no caso de duas possibilidades

Esse é o caso mais simples e pode ser entendido como do lançamento de uma moeda (GUIZZO, 2003). A fórmula de Shannon assume a seguinte forma:

$$H = -p \log_2 p - q \log_2 q$$

Nessa expressão, H é a quantidade de informação, medida em bits; p é a probabilidade de cara e q é a probabilidade de coroa.

Para uma moeda justa, cara e coroa têm a mesma probabilidade, portanto, p e q tem o mesmo valor de 50%. Inserindo esses valores na fórmula e você obterá H igual a 1 bit, exatamente como mostra a figura 3. Agora imagine que você tem uma moeda injusta,

uma que tem um lado mais pesado do que o outro, ponderado fora da probabilidade de 50%. Digamos que dê cara 70% das vezes e coroa apenas 30%. A fórmula de H resultará em aproximadamente 0,9 bit. A quantidade de informação diminuiu. Isto é esperado, pois a moeda injusta é mais previsível, quando cai cara, ficamos menos surpresos, a incerteza é menor. Portanto a moeda injusta produz menos informação, em média, do que a moeda justa.

2.3 Origem do nome entropia

Segundo Ben-Naim (2010) o contexto histórico que motivou a origem da palavra entropia foi da termodinâmica, em especial de sua segunda lei, que pode ser dividida em duas fases, classificadas por visões diferentes, a fase não atômica e a fase atômica. A primeira fase, a não atômica, houve três contribuições muito importantes para a formulação da segunda lei da termodinâmica.

A primeira contribuição foi do Nicolas Leonard Sadi Carnot (1796-1832), que trouxe a teoria sobre o conceito de fluido calórico, demonstrando que há um limite superior para a eficiência do motor térmico e que esse limite depende exclusivamente das temperaturas do motor, da fonte quente e da sua fonte fria, consequentemente que há um limite superior para o trabalho que pode se obter de uma determinada quantidade de calor que flui da fonte quente para a fonte fria.

A segunda contribuição foi do William Thompson (1775-1833), que ficou conhecido como Lord Kelvin, através de uma importante descoberta que foi a escala de temperatura absoluta. Em uma primeira formulação para a segunda lei, Kelvin disse que não se pode converter totalmente energia térmica em trabalho, embora o reverso seja possível, isto é, o trabalho pode ser convertido completamente em energia térmica.

A terceira e última contribuição da fase não atômica que praticamente sacramentou a segunda lei da termodinâmica foi a reformulação feita por Rudolf Clausius (1822-1888) dos conceitos de Carnot e Kelvin. Clausius apresentou a ideia de que não pode haver um processo cujo único resultado seja um fluxo de energia de um corpo mais frio para um corpo mais quente. E assim introduziu um novo termo chamado entropia. Na teoria de Clausius, em qualquer processo espontâneo ocorrendo em um sistema isolado, a entropia nunca diminui. De maneira simples, a entropia é entendida como calor perdido, ou seja, a parte da energia térmica que não poderá ser convertida em trabalho. A

palavra entropia significa transformação, onde a primeira parte da palavra *en* lembra energia e a segunda parte lembra *tropos* que significa mudança. Clausius representou a entropia como a razão da variação do calor em relação a temperatura absoluta como podemos ver a seguir;

$$dS = \frac{dQ}{T}.$$

No final do século XIX, inicia-se a segunda da fase da termodinâmica: a atômica. O novo desafio agora passou a ser lidar com grande número de partículas. Para isso, foram necessários métodos estatísticos, que consequentemente exigem ferramentas de uma teoria de probabilidades. Neste cenário, grandes cientistas se destacaram, entre eles James Clerk Maxwell. Ele introduziu conceitos estatísticos na termodinâmica e criou a teoria cinética dos gases.

A partir das ideias de Maxwell, Ludwig Boltzmann propôs uma reformulação da segunda lei, baseada em probabilidade. Na reformulação de Boltzmann, fenômenos que eram considerados impossíveis (espontaneamente irreversíveis) passam a serem considerados altamente improváveis. Esta reformulação probabilística não foi aceita rapidamente, pois para a física, uma lei deve ser absoluta e exceções não são permitidas, por isso probabilidades não eram bem vistas.

Dentre as várias contribuições de Boltzmann utilizando a abordagem estatística da termodinâmica, pode-se citar a relação entre a temperatura e o movimento médio das moléculas, provando a lei de distribuição de velocidades de Maxwell. Boltzmann também propôs um mecanismo para provar que a desordem molecular é causada por essa distribuição de velocidades, ao qual chamou de “Teorema H” e definiu a entropia como uma medida estatística dessa desordem (PINEDA, 2006).

Boltzmann afirmou que a distribuição de velocidades das moléculas segue uma estatística hoje conhecida como estatística de Maxwell-Boltzmann. Partindo da premissa que todas as moléculas de um gás isolado tenham inicialmente a mesma velocidade, com o decorrer do tempo ocorrerão colisões entre as moléculas, que provocarão alterações em suas velocidades. Desta forma, algumas ficarão mais rápidas e outras mais lentas. Assim, o sistema parte de uma estrutura inicial ordenada para atingir o máximo de desordem. Quando o máximo de desordem é atingido, o sistema entra em uma fase de estabilidade, em que colisões entre as moléculas não interferem mais na velocidade média das mesmas (PINEDA, 2006). Boltzmann relacionou a entropia de um gás ideal com a quantidade w ,

o número de micro estados reais correspondentes ao macro estado do gás, e representou da seguinte maneira

$$S = k_b \log w ,$$

onde k_b é a constante de Boltzmann, que é igual a $1,38065 \times 10^{-23} \left(\frac{J}{K}\right)$

Shannon (1948) afirma em seu artigo que H de sua fórmula (1) será reconhecida como entropia, conforme definida em certas formulações da mecânica estatística, onde p_i é a probabilidade de um sistema estar na célula i de seu espaço de fase.

2.4 A relação conflituosa entre Entropia na Física e na teoria da Informação

A entropia de Shannon (teoria da informação) e a entropia de Clausius (Física) apesar de terem o mesmo nome, nada indica que tenham a mesma função, pois Clausius limitava-se a ideia de entropia relacionada a perda inevitável de calor. No entanto, ao considerar o posterior desenvolvimento do conceito dentro da Termodinâmica de Maxwell e Boltzmann, a palavra entropia ganhou um significado mais amplo, relacionando a eventos aleatórios, probabilidades, e funções logarítmicas que com certeza influenciaram as ideias de Shannon.

Ben-Naim (2010) trabalha a distinção entre os conceitos da entropia de Shannon e da Termodinâmica. Para ele a entropia da Física é um caso particular da entropia de Shannon, pois acredita ser possível deduzir a Termodinâmica de uma teoria geral da Informação, enquanto o contrário não é possível.

Para Pineda (2006), uma diferença entre a entropia de Shannon e a da Física é que na teoria da informação a entropia decresce, chegando a zero quando há certeza total. Porém, na Física, a entropia vista como desordem de moléculas, estabiliza quando atinge o máximo de desordem, mas o decrescimento é extremamente improvável como apontava Boltzmann. No entanto, para Brillouin (1956) a segunda lei da termodinâmica da Física e a teoria da informação estão conectadas através da ideia de entropia negativa (negentropia), que mede a organização das partículas.

Outra diferença apontada entre as entropias é conceitual. Neste caso, a entropia da teoria da informação e entropia da termodinâmica são conceitos inteiramente diferentes (JAYNES, 1963).

Podemos notar que existe narrativas apontando semelhanças e outras apontando diferenças entre as entropias na teoria da informação e na Física. Ao que parece, a relação entre elas não estar solidamente estabelecida depois de mais de 70 anos de debate. De qualquer forma, é inegável que as ideias da Teoria de informação influenciam o pensamento dos físicos contemporâneos.

3 MATERIAL E MÉTODO

3.1 Área de estudo

Este trabalho foi desenvolvido utilizando o banco de dados do programa de Pós-Graduação em Física Ambiental da UFMT, que foram medidos dentro de uma floresta de uma região da Amazônia legal.

A área onde os dados foram coletados possui cerca de 20 km², situa-se na fazenda Macaraí e está localizada a aproximadamente 50 km a NE do município de Sinop, na região norte de Mato Grosso (11°24,75' S e 55°19,50 O). Esta região corresponde a uma área de floresta de transição entre floresta amazônica e o cerrado. Possui um dossel contínuo de altura entre 28 m a 30 m, em terreno plano (VOURLITIS 2005).

O clima da região segundo classificação climática de Koppen-Geiger é o Aw tropical chuvoso, quente e úmido. É caracterizado por clima tropical úmido, com duas estações definidas, uma estação seca de junho a agosto, e uma estação chuvosa de dezembro a fevereiro, com temperatura média anual de 24°C e precipitação de 2000 a 2500 mm/ano (MIRANDA, 2004).

O solo foi caracterizado como Neossolo Quartizarênico Órtico típico A moderado álico. É um solo de textura bastante arenosa com 84% areia, 4% silte, 12% argila na camada superior do solo (50 cm). Este solo tem alta porosidade e capacidade de drenagem rápida da água das chuvas, que se dá entre quatro a sete dias. A vegetação local contém espécies arbóreas semidecíduais, como *Tovomita schomburkii*, *Qualea paraenses*, e *Brosium lactescens* (MIRANDA, 2005).

3.2 Instrumentação

O monitoramento desta área ocorre em uma torre micrometeorológica de 42 m de altura, onde foram instalados equipamentos que monitoram constantemente o microclima deste local. Esta torre permaneceu em funcionamento de 1999 até 2005.



Figura 4 - Torre meteorológica da floresta de transição

O saldo de radiação (R_n) sobre o dossel da floresta de transição foi medido por meio de um saldo radiômetro (Net Radiometer, Kipp & Zonen Delft, Inc., Holland) a 40 metros de altura.

As medidas de radiação fotossinteticamente ativa (PAR) por meio de sensores modelo LI-190SB (LI-COR Biosciences, Lincoln, NE, USA) instalados a 40 metros de altura.

A temperatura do ar (T) e umidade relativa (UR) foi obtida por dois termohigrômetro modelo HMP54AC (Vaisala, Inc., Helsinki, Finland) instalados a 28 e 40 metros e por termopares Cobre-Constantan (CuCo) instalados a 1, 4, 12, 20 metros de altura.

O fluxo de calor no solo (G) foi obtido por meio de dois fluxímetros de calor no solo (HFT-3.1, REBS, Inc., Seattle, Washington) instalados na profundidade de 5cm.

A concentração de gás carbônico (CO_2) e de água (H_2O) foram medidas a 41, 28, 15, 12, 4 e 1 metro de altura por um analisador infravermelho de gases (IRGA) de circuito fechado (LI-820, LI-COR, USA) conectado a um sistema de válvulas solenoides. Na entrada de cada válvula fixou-se uma mangueira do tipo cristal com um filtro de ar na

extremidade oposta para evitar que pequenos objetos se alojassem na célula óptica IRGA. A abertura e fechamento das válvulas solenoides foram comutadas por um controlador de canal (modelo SDM-CD16AC, Campbell Scientific). Todo o conjunto destinado a obter concentração de CO₂ foi instalado a uma altura de 10 metros acima do solo.

A direção e velocidade do vento foram medidas por um anemômetro sônico CSAT3 (Campbell Scientific, Logan, UT, USA) instalado a 40 metros de altura.

O armazenamento e coleta dos dados micro meteorológicos foram efetuados utilizando um datalogger modelo CR10X (Campbell Scientific, Logan, UT, USA), um armazenador de dados do modelo SM4M (Campbell Scientific, Logan, UT, USA) e um multiplexador modelo AM25T (Campbell Scientific, Logan, UT, USA). Conforme programação prévia de todos os equipamentos, as leituras foram realizadas a cada 10 segundos e as médias armazenadas a cada 30 minutos pelo sistema de controle, aquisição e registro de dados. O programa utilizado para interface entre datalogger e o computador foi o LoggerNet Versão 3.4.1 (Campbell Scientific, Logan, UT, Usa).

Os dados coletados nessa torre micrometeorológica foram utilizados em diversos trabalhos da Física Ambiental (se tratando, portanto, de dados validados e sistematizados), entre eles se destacam do Capistrano (2007), de Paulo et al. (2015), Vourtlitis et al. (2008).

3.3 Tratamento dos dados

Foram utilizados os dados do mês de fevereiro de 2002 para representar o período chuvoso, e de junho de 2002 para representar o período seco.

Quando faltou um dado de uma variável micrometeorológica, foram retirados os dados das outras variáveis micrometeorológicas equivalentes a esse dado faltante, ou seja, foram retirados os dados do mesmo dia e hora tanto de um mês quanto no outro para dados que apresentaram algum tipo de falha. Feito isso, foi perdido cerca de 2 dias de dados. Sendo avaliado, portanto, aproximadamente 26 dias de fevereiro, e 27 dias de junho.

O fato de apagar os dados das outras variáveis equivalentes às faltantes, não afetará a comparação da entropia de Shannon entre as variáveis e ainda tornará essa comparação mais justa, pois a comparação de informações será feita com o mesmo

número de dados. E por se tratar de um método que trabalha com probabilidades o fato de retirar dados afetará muito pouco ou em nada o resultado.

3.4 Método da entropia de Shannon

Foi criado um script em R com o intuito de calcular a entropia de Shannon. R é uma linguagem de programação multi-paradigma orientada a objetos, programação funcional, dinâmica, voltada à manipulação, análise e visualização de dados.

Nesse programa deve ser inserido os dados que serão utilizados para se calcular a entropia de Shannon assim como foi mostrado no primeiro capítulo. No entanto, foi adicionado um elemento extra, sendo possível diminuir a precisão da medida. Isso foi acrescentado para que a entropia não seja sempre máxima para um grupo de dados, que ocorre quando todos os valores são equiprováveis. Essa discretização é necessária para calcular a entropia de Shannon de variáveis contínuas (Liang et al. 2017). Esse adicional no programa consiste em determinar o maior e menor elemento dos dados, e acrescentar um “delta”, que é a largura entre essa amplitude onde os dados serão considerados iguais. Por exemplo:

Considere um grupo de dados $X = (1,11;1,12;1,23;1,25)$. Você deve então adicionar esse grupo de dados no programa, adicionar um valor mínimo e máximo, e um delta. O valor mínimo foi chamado de $vHmin$, o máximo de $vHmax$ e o delta de $deltavH$ como é mostrado no apêndice B. Portanto para o nosso exemplo teremos:

$vHmin = 1,11$, $vHmax = 1,25$ e podemos ajustar o delta de acordo com a precisão que queremos, por exemplo, se for utilizado $deltavH = 0,01$ teremos a entropia de Shannon igual:

$$H(X) = H(P_{1,11}, P_{1,12}, P_{1,23}, P_{1,25}) = H\left(\frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4}\right) = -\left(\frac{1}{4}\ln\frac{1}{4} + \frac{1}{4}\ln\frac{1}{4} + \frac{1}{4}\ln\frac{1}{4} + \frac{1}{4}\ln\frac{1}{4}\right) = 1,39 \text{ nat}$$

Mas se for utilizado $deltavH = 0,07$ é como se tivesse nosso grupo de dados representado da seguinte maneira: $X = (1,1;1,1;1,2;1,2)$ e, portanto, teremos a entropia de Shannon igual a:

$$H(X) = H(P_{1,1}, P_{1,2}) = H\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) = -\left(\frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2}\right) = 0,69 \text{ nat}$$

Podemos observar, que quando diminuimos a precisão de medida dos dados, diminuimos também a informação, ou incerteza.

Para fazer uma comparação justa entre as entropias das variáveis meteorológicas tivemos que padronizar uma medida. Para isso foi utilizado a amplitude e o delta de uma maneira que divide todas as variáveis de maneira igual. Por exemplo, para o nosso conjunto de dados X podemos dividir em duas partes de probabilidade da seguinte maneira:

$$deltavH = \frac{(vHmin - vHmax)}{n^{\circ} \text{ de divisões}}$$

Então, para dividir em duas partes teremos que usar o seguinte delta,

$$deltavH = \frac{(1,11 - 1,25)}{2} = 0,07$$

Portanto, para dividir esse conjunto X em duas probabilidades basta utilizar delta igual a 0,07.

Para comparar as variáveis meteorológicas foram utilizados 20,40,100 e 200 divisões, ou probabilidades, para o mês de fevereiro. Isso não foi feito para o mês de junho para que não fosse perdido as características da estação quando compara ao mês de fevereiro, então foi mantido o delta encontrado para o mês de fevereiro no mês de junho. Sendo assim, a comparação entre as variáveis só pode ser feita para o mês de fevereiro, ou no mês de junho para variáveis que mantiveram quase que a mesma amplitude de dados.

3.4.1 Método extensivo da entropia de Shannon

Esse método não representa a entropia proposta por Shannon, pois a fórmula proposta por Shannon é aplicado sobre as probabilidades, e não sobre os valores, sendo assim, não iremos obter a entropia de Shannon, mas sim uma maneira diferente de contabilizar informação, atribuindo mais informação a valores que se repetem.

Por exemplo, utilizando o seguinte conjunto de dados $Y = (1,1;1,1;1,2;1,2)$ foi observado que para entropia de Shannon tivemos 0,69 nat, mas para o método extensivo teremos:

$$H_e(1,1; 1,1; 1,2; 1,2) = -\left(\frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2} + \frac{1}{2}\ln\frac{1}{2}\right) = 1.39 \text{ nat}$$

Podemos ver que a informação é maior nesse modelo do que o modelo proposto por Shannon, isso ocorreu porque valores que se repetiram carregaram informação toda vez que apareceram, diferente de Shannon que só contabiliza uma vez, pois se calcula a entropia baseado nas probabilidades e não nos valores ou símbolos. Essa consideração de que sempre teremos dados que se repetem aparece quando aumentamos o delta, ou seja, truncamos os dados. Quando os dados não possuem valores que se repetem os métodos se equivalem e a informação é máxima.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

4.1 Resultados da entropia de Shannon

A entropia de Shannon no mês de fevereiro foi calculada para as variáveis de saldo de radiação (Rn), fluxo de calor no solo (G), temperatura do ar a 1 metro (T1), temperatura do ar a 4 metros (T4), temperatura do ar a 12 metros (T12), temperatura do ar a 20 metros (T20), temperatura do ar a 28 metros (T28), temperatura do ar a 40 metros de altura do solo (T40), radiação solar direta (Rsd), radiação fotossinteticamente ativa incidente (PARi) de uma floresta de transição em Mato Grosso para diferentes deltas, onde cada delta foi escolhido de maneira que dividisse cada variável em 20, 40, 100, e 200 probabilidades. Isso é melhor exemplificado na (figura 5).



Figura 5 - Gráfico da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de fevereiro para diferentes deltas

Podemos observar (figura 5) que quanto maior o delta, menor a informação da variável observada caracterizando assim um método não estacionário. Quando aumentamos o delta consideramos um maior número de valores com mesma probabilidade. Desta maneira, quando é analisado somente uma variável, temos entropia maior para 200 divisões > 100 divisões > 40 divisões > 20 divisões.

Tabela 1 - Entropia de Shannon para diferentes divisões em ordem decrescente

Divisões	Ordem decrescente das variáveis micrometeorológicas
20	T28 > T12 > T20 > G > T40 > T4 > Rn > T1 > Rsd > PARi
40	T28 > T12 > G > T20 > T40 > T4 > T1 > Rn > Rsd > PARi
100	T28 > T12 > G > T20 > T40 > T4 > T1 > Rn > PARi > Rsd
200	T28 > G > T12 > T20 > T40 > T4 > T1 > Rn > PARi > Rsd

Podemos observar que para diferentes valores de delta a temperatura a 28 metros de altura obteve maior entropia, ou incerteza (tabela 1). Isso pode ter ocorrido devido ao dossel, pois a radiação solar nas regiões tropicais eleva a temperatura foliar, chegando a ter uma diferença entre a temperatura da folha e temperatura do ar de até 7°C (Ishida, 1999). Isso faz com que a temperatura do ar próxima as folhas sejam maiores do que regiões que não possuem folhas durante o dia em florestas. Isso explica por que a 28 e a 12 metros de altura a temperatura do ar tem mais informação. Apesar do dossel estar a 28 metros, possui várias árvores menores com folhas na altura de 12 metros, como é possível observar na figura 4.

Outro fator importante de analisar é a tendência do fluxo de calor no solo. Podemos observar que conforme foi aumentando a precisão de medida dos dados, ou seja, conforme foi diminuindo o delta, aumentando as divisões, o fluxo de calor no solo foi tendo mais entropia do que outras variáveis (tabela 1).

Os dados de radiação como R_n , PAR_i , R_{sd} foram as variáveis com menor entropia, isso vem do fato das variáveis de radiação repetirem muito durante a noite, fazendo valores próximos (-30 até 0) para o R_n , ou igual a zero para PAR_i e R_{sd} se repetem por várias vezes, diminuindo assim sua entropia (como pode ser observado do lado esquerdo das figuras 7,15 e 16). Entre essas variáveis de radiação, o R_n é o que possui maior informação, devido ao fato de o saldo de radiação ser a diferença dos fluxos de radiação que chegam e que saem de uma superfície, fazendo com que tenha valores distribuídos de maneira mais homogênea, isso faz com que a informação seja maior que nas outras variáveis de radiação, por que quanto mais próximo de uma distribuição equiprovável, maior a informação.

É possível verificar então que variáveis que interagem mais possuem maior informação, um exemplo disso é a temperatura do ar a 12 e 28 metros que quando interage com a folha sua informação aumenta (Tabela 1).

Temos então, as temperaturas do ar e o fluxo de calor no solo com maior entropia para deltas pequenos variando entre 4,5 e 5 nat, o saldo de radiação com 4 nat e a radiação solar direta, radiação fotossinteticamente ativa incidente com aproximadamente 3,5 nat como pode ser observado na figura 5.

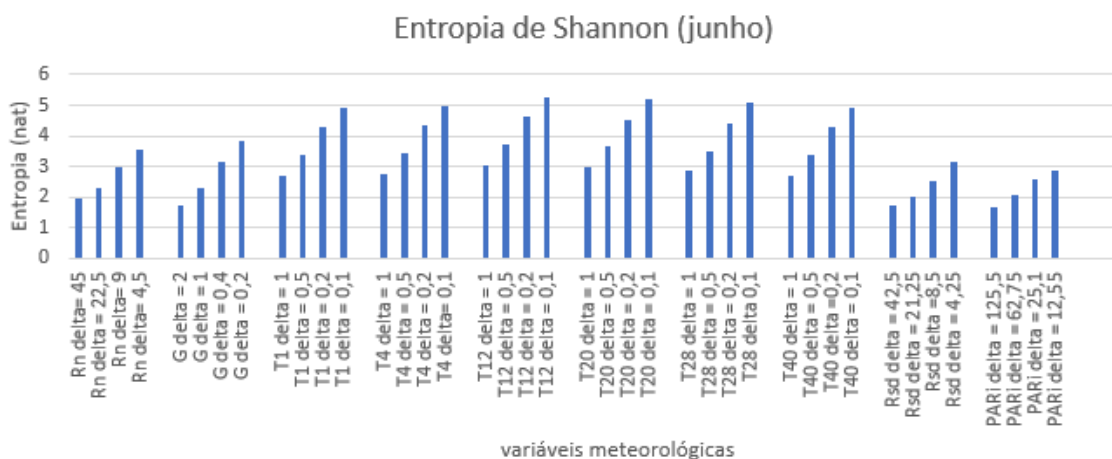


Figura 6 - Gráfico da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de junho para diferentes deltas

Para o mês de junho não podemos fazer uma comparação entre as variáveis do próprio mês, pois foi utilizado o mesmo delta de fevereiro, para que seja feita uma comparação entre as estações chuvosa e seca. Comparando as entropias das variáveis micrometeorológicas (figura 5 e 6), é possível verificar quanto variou a informação de junho em relação a fevereiro (Tabela2).

Tabela 2 - Variação da entropia de junho em relação a fevereiro.

Variável \ Informação (Período)	T28	G	T12	T20	T40	T4	T1	Rn	PARi	Rsd
Informação (fevereiro)	4,83 (nat)	4,65 (nat)	4,64 (nat)	4,63 (nat)	4,62 (nat)	4,52 (nat)	4,50 (nat)	4,00 (nat)	3,29 (nat)	3,24 (nat)
Informação (junho)	+ 4,76 %	- 17,2 %	+ 13,15 %	+ 11,88 %	+ 6,48 %	+ 10,18 %	+ 9,35 %	- 10,75 %	- 13,07 %	- 3,70 %

Comparando o saldo de radiação entre período chuvoso e seco (Tabela 2) tivemos uma diminuição de informação em torno de 10,75 % para o menor delta (200 divisões). Essa diminuição de informação se deve aos fatos de o fotoperíodo ser menor em junho, chegando radiação por um período mais curto, e pela declinação solar ser próxima de 23° 27', fazendo com que a radiação percorra um caminho mais longo chegando com menor intensidade. Sendo assim, o período menor de radiação afeta a distribuição repetindo mais vezes valores entre (-30 e 0 w/m²) durante a noite. E a intensidade menor diminui a amplitude dos dados em junho, e como mantivemos o delta igual de fevereiro, os valores irão se repetir mais, pois teremos mais valores para a mesma probabilidade, diminuindo a informação como é mostrado no histograma de Rn (figura 7).

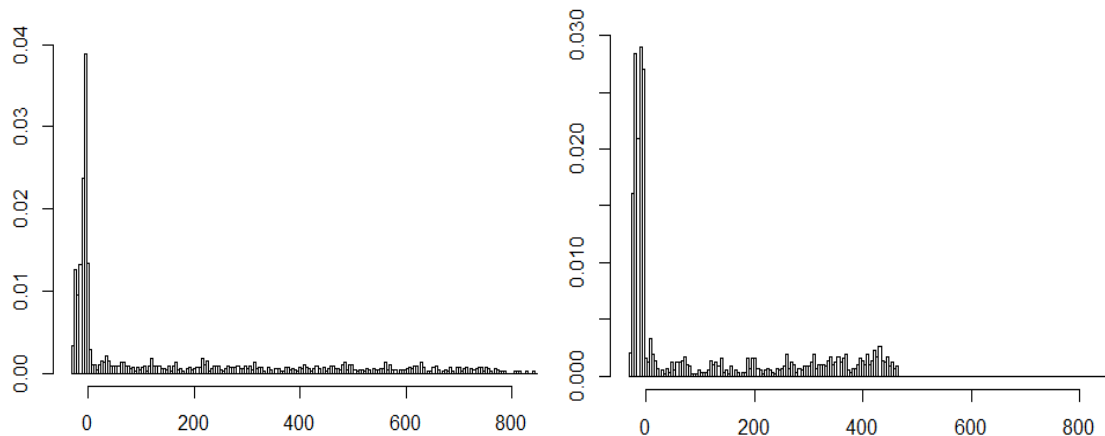


Figura 7 - Histograma de R_n (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

Para o fluxo de calor no solo a diminuição de entropia foi em torno de 17,2% para delta menor (Tabela 2), isso se deve também ao fato do fotoperíodo ser menor e a intensidade da radiação ser menor também devido a declinação solar. Outro fator que pode contribuir nesse sentido, é o das árvores perderem folhas nesse período, aumentando a serrapilheira e diminuindo ainda mais a amplitude dos dados de fluxo de calor no solo, que acabou perdendo muita informação quando comparado a fevereiro. Dessa maneira a distribuição no período chuvoso está mais perto de uma distribuição equiprovável que a distribuição de junho (Figura 8).

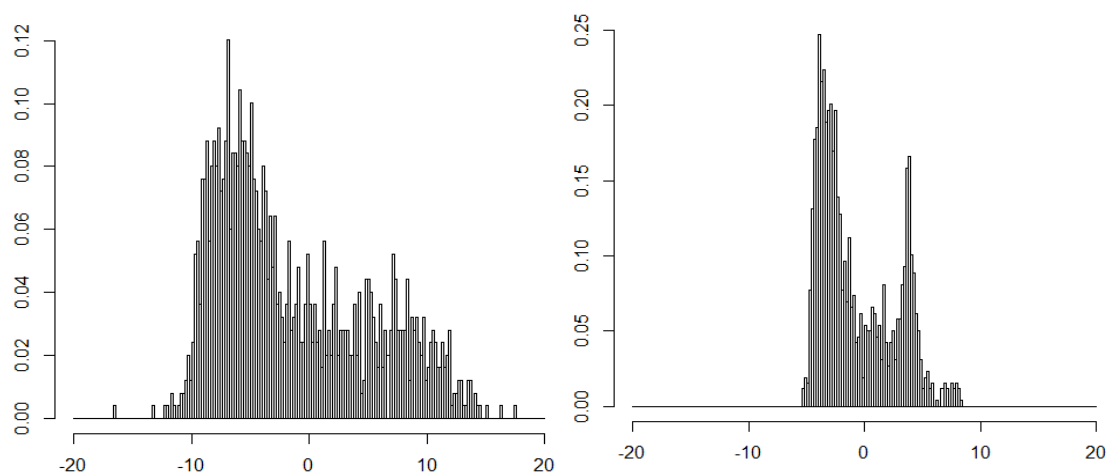


Figura 8 - Histograma de G (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

A temperatura aumentou informação em junho. Isso se deve ao fato de junho ser um período seco, sendo assim a amplitude da temperatura é maior nesse período, pois a umidade relativa é menor, e sabemos que a água funciona como um atenuador térmico. É

interessante verificar que a temperatura na altura de 12 metros foi que mais aumentou a informação quando comparado a fevereiro, cerca de 13,15%, e a altura de 28 metros foi a que menos aumentou sua informação, cerca de 4,76% (Tabela 2). Isso ocorreu porque os dados da temperatura a 12 metros de altura além de ter aumentado mais a amplitude dos dados que a temperatura de 28 metros de altura, ainda tem uma distribuição mais próxima de uma distribuição equiprovável. Já nas outras alturas a temperatura teve um aumento de informação entre 8,16% a 11,88% pela mesma razão que as temperaturas de 12 e 28 metros de altura para delta igual a 0,1 (figura 9-14).

É possível observar através dos histogramas de temperatura dos períodos chuvoso e seco, que no período seco temperaturas próximas de 35°C se repetem mais que no período chuvoso. Na altura do dossel e acima dele a temperatura de 35°C chegou de repetir mais que temperaturas entre 20 e 25°C no período seco (Figura 9-14).

É possível observar que a informação da temperatura do ar foi maior para alturas de 12 e 20m, isso pode ter ocorrido pela perda de folhas do dossel, fazendo com que a radiação solar possa interagir mais com a altura média da floresta (Figura 6).

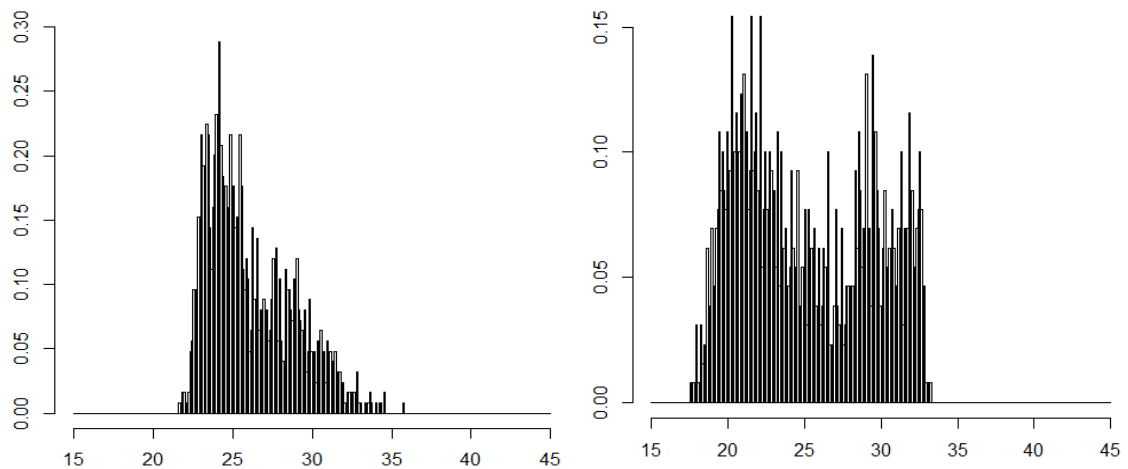


Figura 9 - Histograma de T1 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

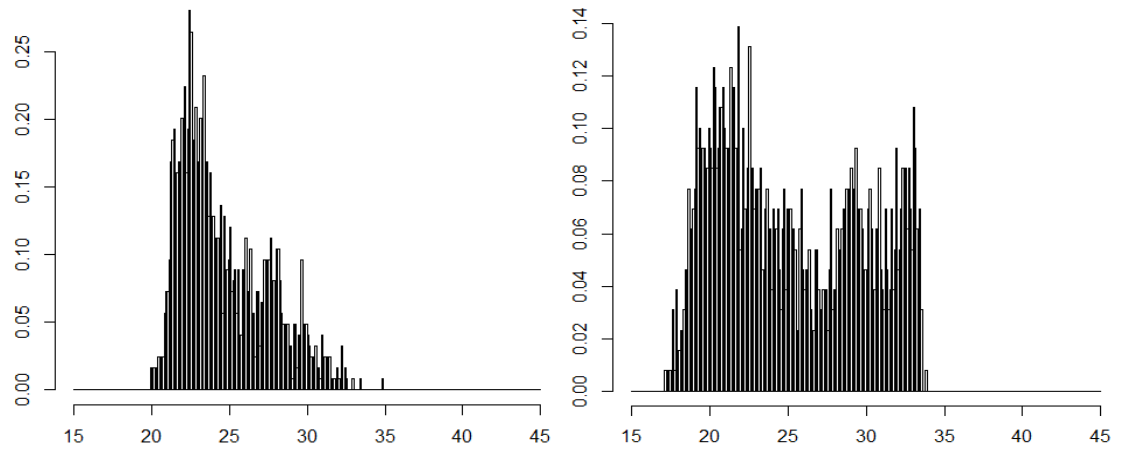


Figura 10 - Histograma de T4 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

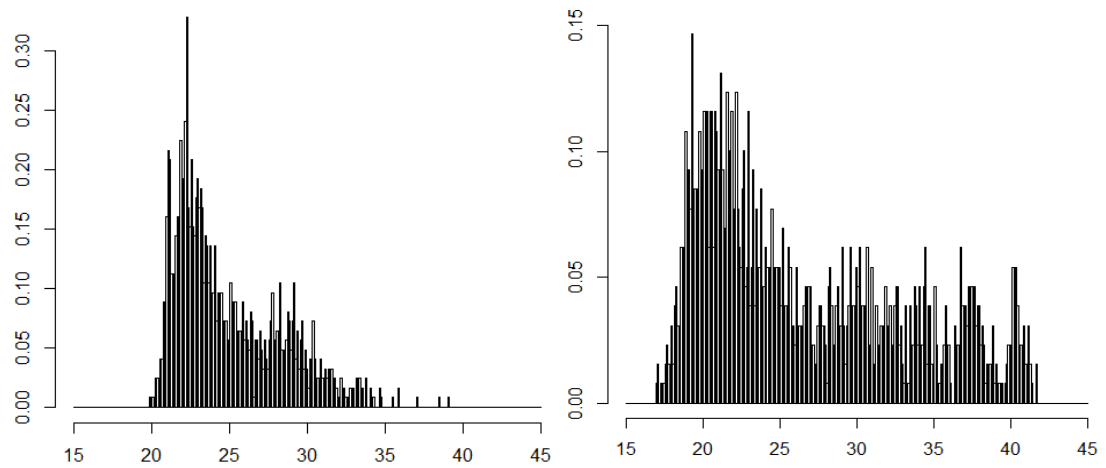


Figura 11 - Histograma de T12 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

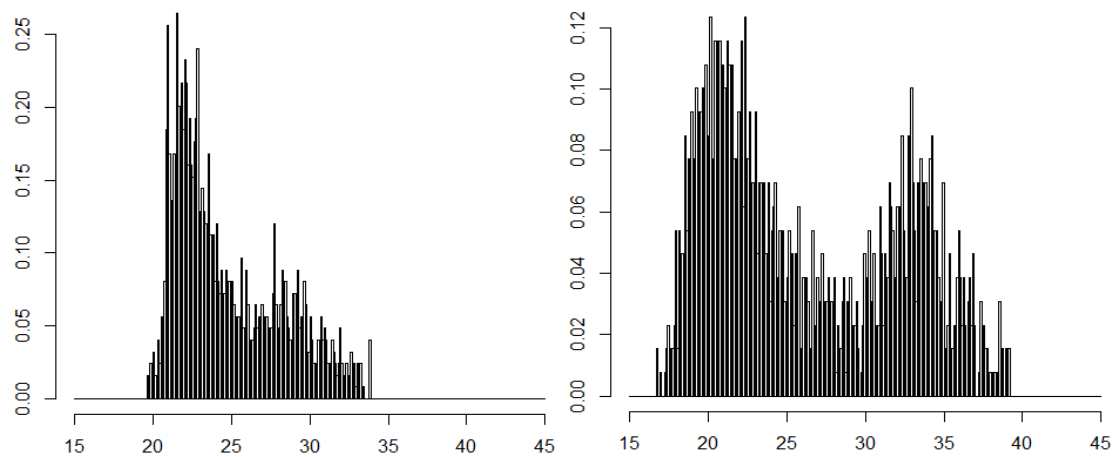


Figura 12 - Histograma de T20 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

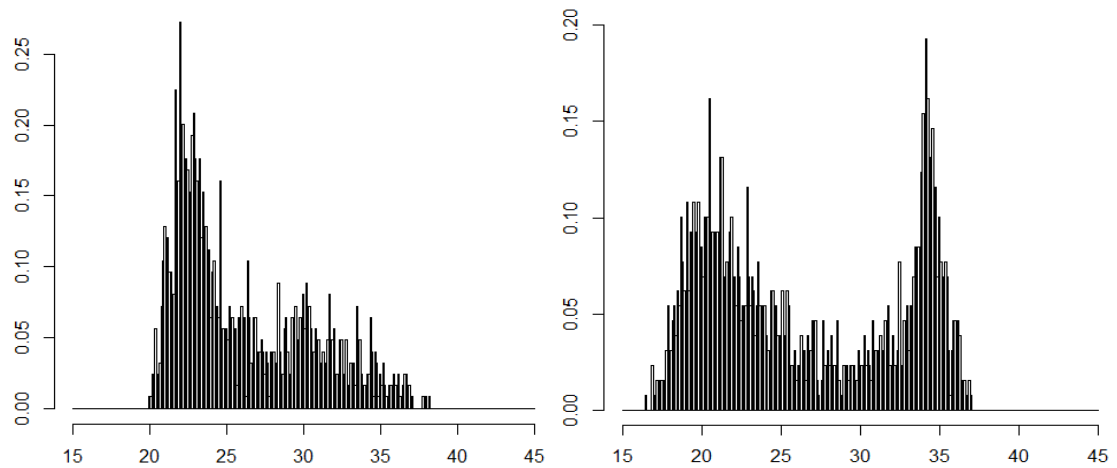


Figura 13 - Histograma de T28 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

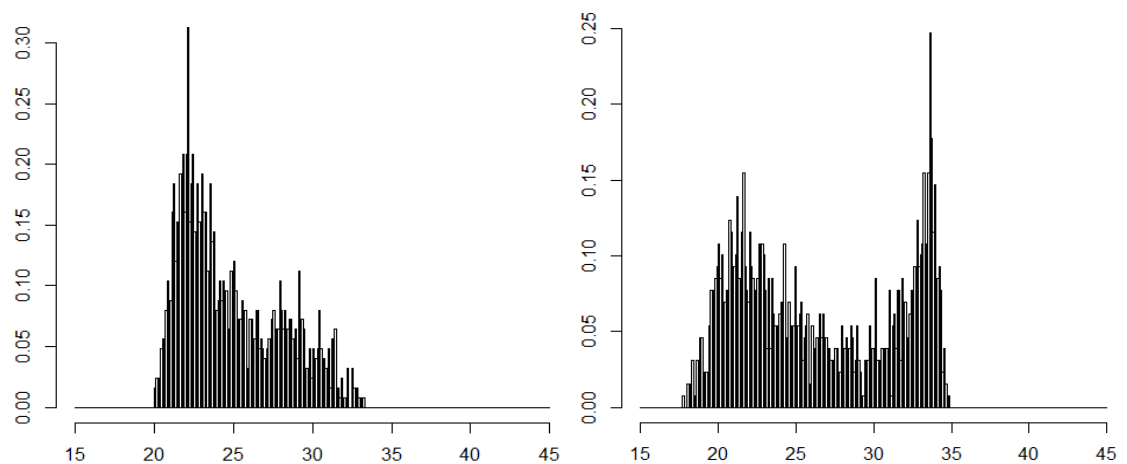


Figura 14 - Histograma de T40 (°C) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

A radiação solar direta teve uma diminuição de informação em junho comparado ao período chuvoso, no entanto, para delta pequeno essa diferença foi de apenas 3,7% (Tabela 2), isso acontece porque mesmo com fotoperíodo menor e declinação solar diminuindo a intensidade da radiação, temos dias mais limpos, com menos nuvens, e pouca chuva, fazendo com que a radiação solar direta seja menos afetada, ou seja, a distribuição dos dados são equivalentes e o que faz a radiação solar direta ser maior no período chuvoso é somente a amplitude dos dados (Figura 15).

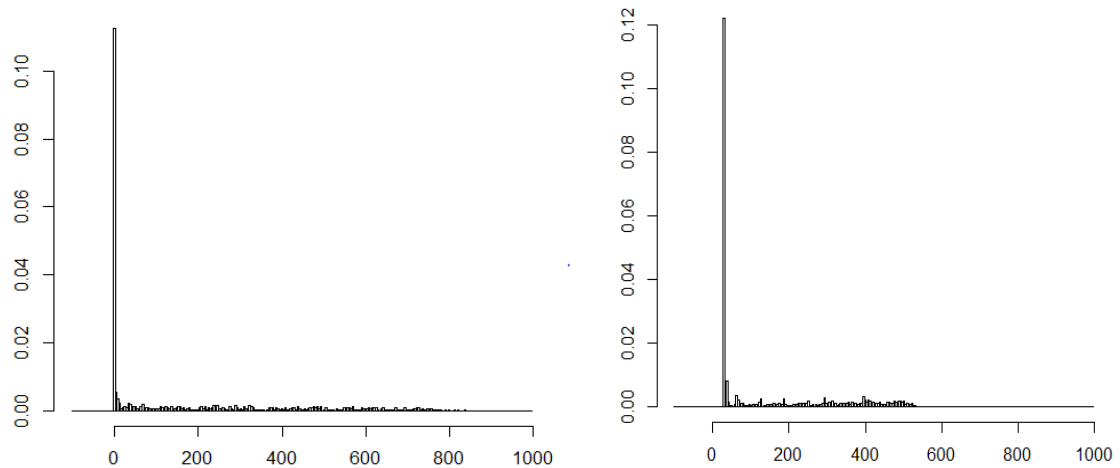


Figura 15 - Histograma de Rsd (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

A radiação fotossinteticamente ativa incidente teve uma diminuição de informação em relação a fevereiro, e assim como as outras variáveis ligadas diretamente a radiação também se deve ao fotoperíodo menor e a declinação solar. PARi teve uma diminuição de 13,07% para o menor delta 12,55 (Figura 16).

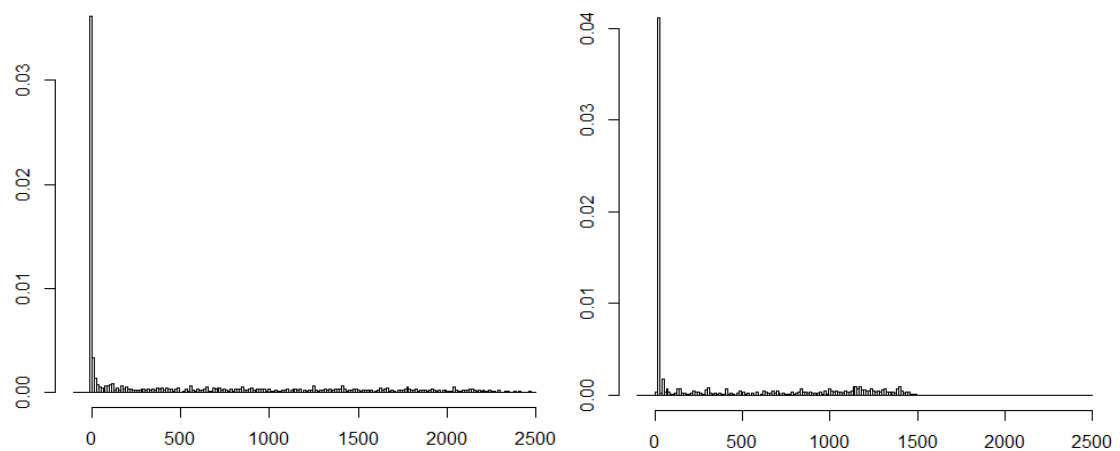


Figura 16 - Histograma de PARi ($\mu\text{mol/m}^2 \text{ s}$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

4.1.1 Entropia de Shannon para fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período chuvoso e seco

Nessa seção iremos calcular a informação dos fluxos da mesma forma que foi calculado para as variáveis meteorológicas anteriormente. Porém, será calculado também a informação do período seco baseado na amplitude dos dados assim como foi feito anteriormente para fevereiro.

É possível verificar que o fluxo de carbono é o que possui mais informação contida em seus dados quando comparado aos outros fluxos no período chuvoso. Já os fluxos de calor sensível e latente apresentam informação bem semelhantes, sendo a informação do fluxo de calor sensível 5,97% menor que a do fluxo de calor latente para o delta menor com 200 divisões (figura 17).

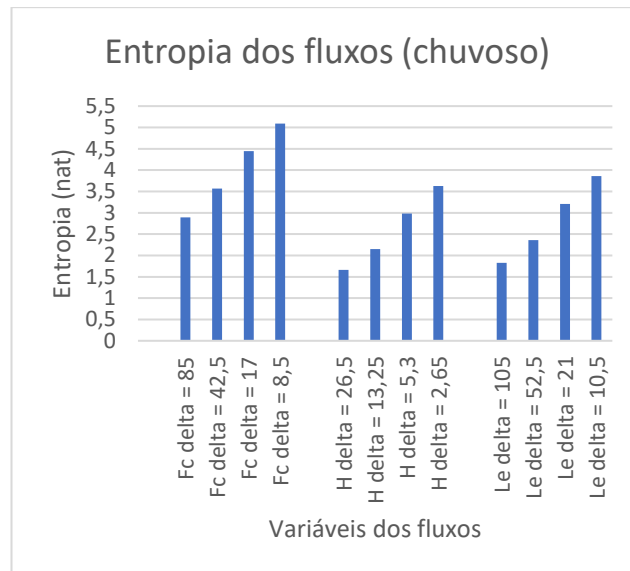


Figura 17 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período chuvoso

Para o período seco com os deltas de 20,40,100,200 divisões de acordo com a amplitude dos dados, é possível observar que o fluxo de calor sensível é quem possui maior informação, depois o fluxo de calor latente e por último o fluxo de carbono. Sendo o fluxo de calor latente 5,54% menor que o fluxo de calor sensível e o fluxo de carbono 13,85% menor que o fluxo de calor sensível (Figura18).

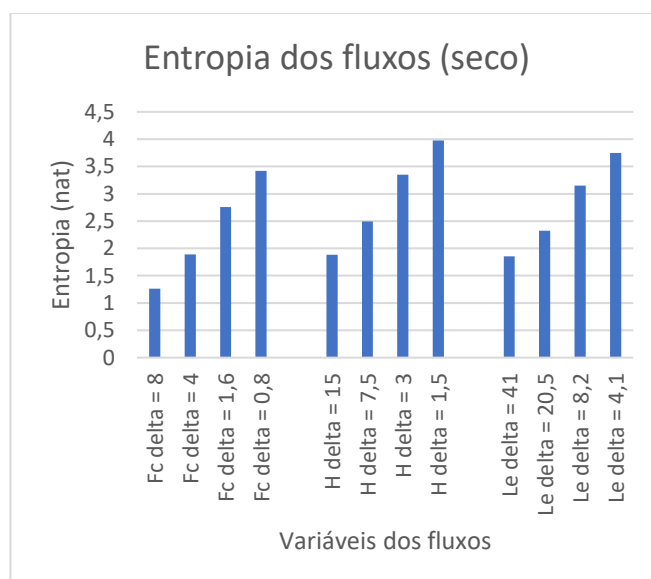


Figura 18 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período seco

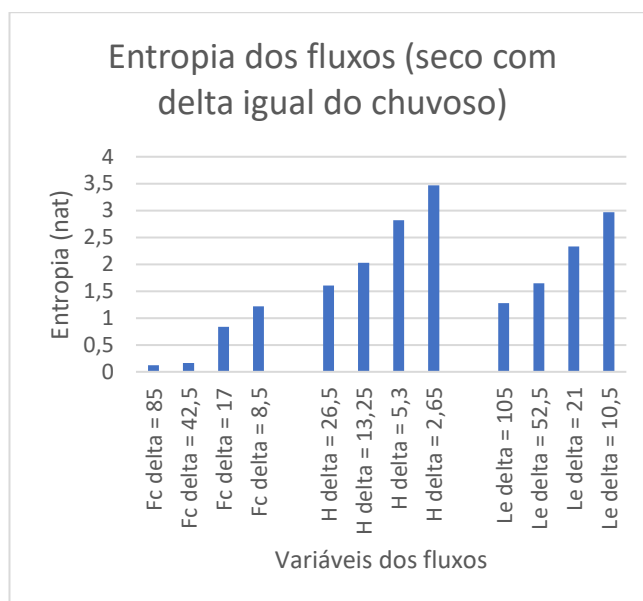


Figura 19 - Entropia dos fluxos de carbono, calor sensível e calor latente no período seco com delta igual ao do período chuvoso

Fazendo uma comparação entre o período seco e chuvoso dos fluxos de carbono mais estoque, fluxo de calor sensível e fluxo de calor latente com o mesmo delta (Figura 17 e 19), é possível verificar quanto eles variaram no mês seco em relação ao mês chuvoso (Tabela 3).

Tabela 3 - Entropia dos fluxos do mês seco em relação ao chuvoso

Variáveis \ Período	Fc	H	Le
Chuvoso (fevereiro)	5,09 (nat)	3,62 (nat)	3,85 (nat)
Junho (seco)	- 76,03%	- 4,14%	- 24,35%

O fluxo de carbono teve a entropia 76,03% menor no período seco em relação ao período chuvoso para o mesmo delta (tabela 3). Essa diferença se dá por que os dados do período chuvoso têm uma distribuição achatada, próxima de uma distribuição equiprovável, isso ocorre devido ao estoque de carbono que no período chuvoso é maior, aumentando a amplitude dos dados nesse período, fazendo com que a informação seja muito maior no período chuvoso (Figura 20).

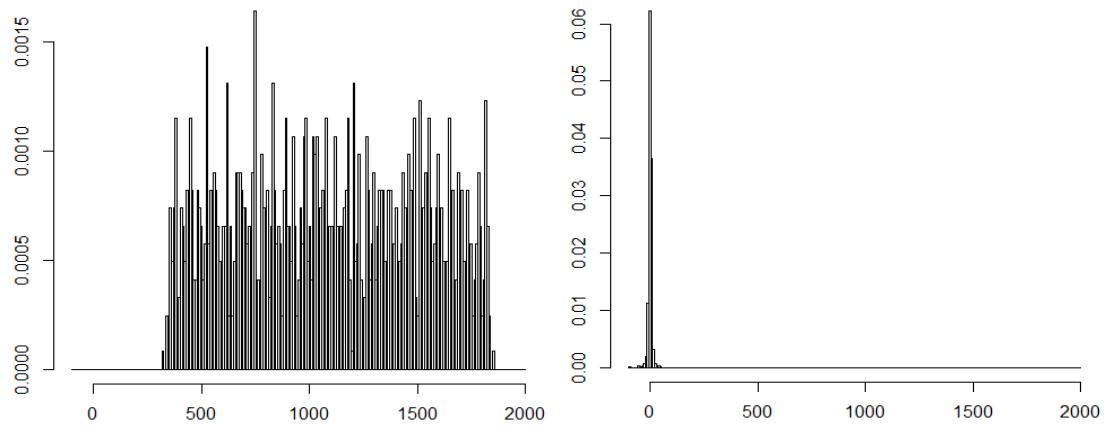


Figura 20 - Histograma de fluxo de carbono ($\mu\text{mol}/\text{m}^2\text{s}$) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

Já a informação do fluxo de calor sensível foi apenas 4,14% menor no período seco quando comparado ao período chuvoso, isso aconteceu porque mesmo a amplitude dos dados sendo menor no período seco, eles apresentaram uma distribuição mais próxima de uma distribuição equiprovável em junho do que em fevereiro, não deixando a diferença da informação ser tão grande (Figura 21).

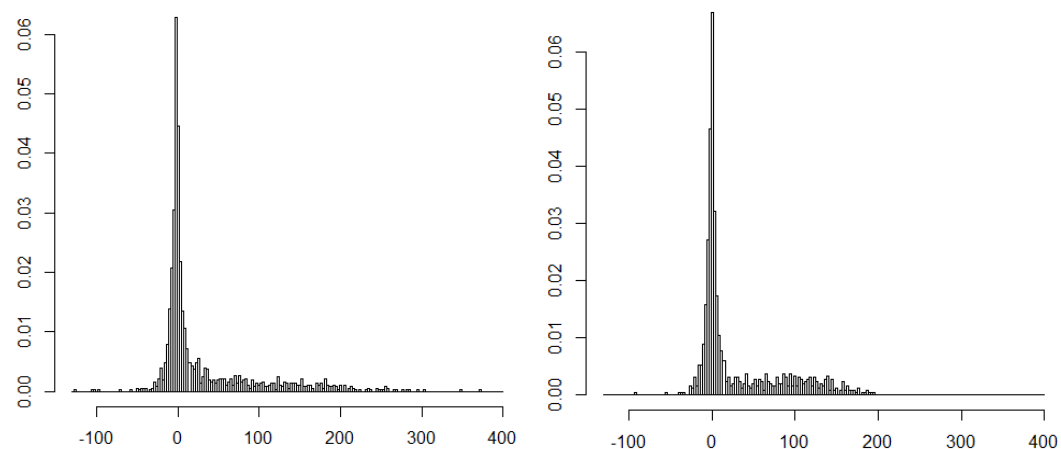


Figura 21 - Histograma do fluxo de calor sensível (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

Já para o fluxo de calor latente a informação no período seco é 24,35% menor que no período chuvoso, devido a distribuição que no período chuvoso é um pouco mais próxima de uma distribuição equiprovável que em junho e ainda tem a amplitude dos dados maior (Figura 22).

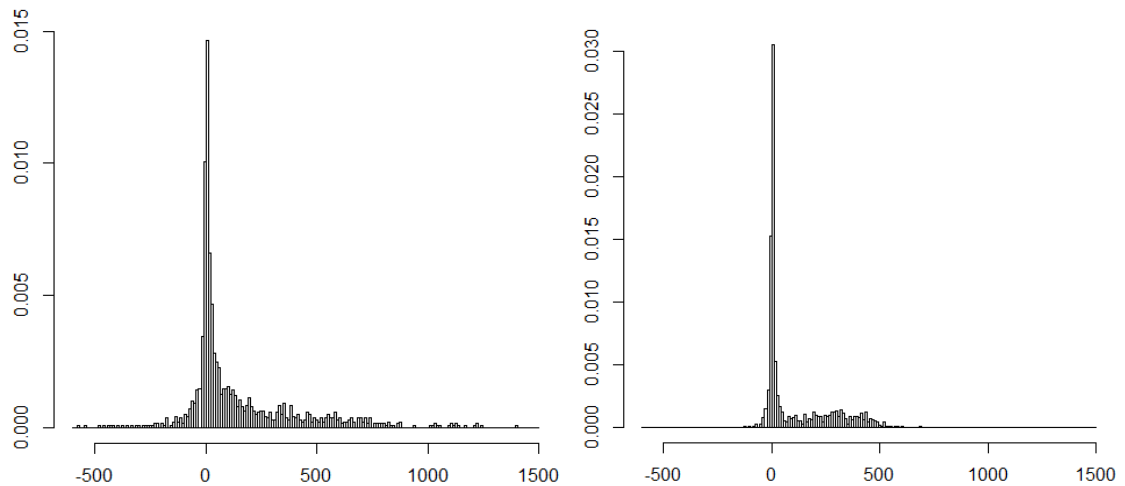


Figura 22 - Histograma do fluxo de calor latente (W/m^2) no período chuvoso e seco respectivamente (Densidade x Dados).

4.2 Resultados extensivo da entropia de Shannon

Como para esse método a fórmula de entropia é aplicada em cada valor da variável e não em cada probabilidade de saída, temos mais medidas, podendo separar a informação das variáveis em valores diários (Figura 23).

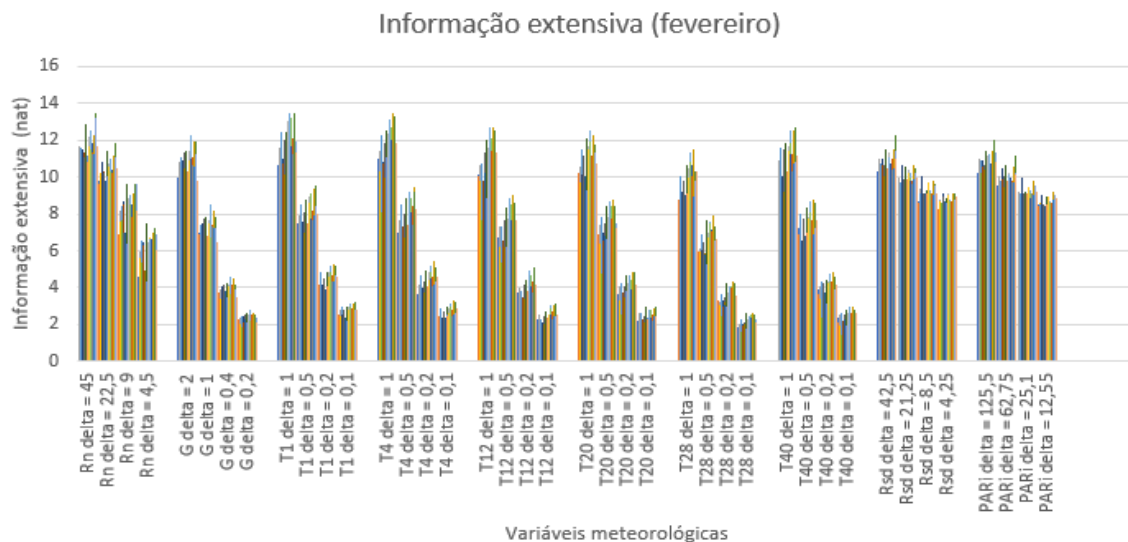


Figura 23 - Gráfico do método extensivo da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de fevereiro para diferentes deltas

Podemos observar à primeira vista, que ocorre o contrário do método da entropia de Shannon, ou seja, quanto maior o delta, maior a informação da variável caracterizando um método não estacionário. Isso ocorre porque esse método atribui informação para valor que se repete toda vez que é repetido, enquanto a entropia de Shannon só atribui uma vez (Figura 23).

Tabela 4 - Informação extensiva para diferentes deltas em ordem decrescente

Divisões	Ordem decrescente das variáveis micrometeorológicas
20	T1 > Rn > T4 > Rsd > T40 > PARi > G > T12 > T20 > T28
40	Rn > PARi > Rsd > T1 > T4 > T12 > T40 > T20 > G > T28
100	Rsd > PARi > Rn > T1 > T4 > T12 > T20 > T40 > G > T28
200	Rsd > PARi > Rn > T1 > T4 > T12 > T20 > T40 > G > T28

O método extensivo de Shannon leva mais em conta a redundância, ou seja, ele contabiliza todas as vezes os valores que se repetem. Isso faz com que a temperatura a 12 metros de altura mesmo tendo uma amplitude térmica quase igual à da temperatura a 28 metros de altura, possua muito mais informação para esse método. Podemos observar que o método extensivo é quase que inversamente proporcional ao método de Shannon em relação a repetições de dados (Tabela 1 e 4) (Figura 5 e 23).

É possível observar que ao contrário da entropia de Shannon, as variáveis que tiveram mais informação foram as que mais repetiram valores, ou seja, as variáveis de radiação. Pois os valores durante a noite são muito próximos de zero (Figura 5 e 23).

A radiação solar direta é a que mais repete valores para delta baixo (Figura 15), ou seja, repete mais para dados com maior precisão de medida. Isso acontece por que, uma vez que qualquer nebulosidade, ou chuva faz com que os valores de radiação diminuam, fazendo com que eles se repitam mais vezes. Isso também explica esses picos diários (figura 23).

Para a temperatura do ar temos menor informação na altura do dossel, que faz com que a amplitude da temperatura aumente e que varie de maneira mais uniforme. Repetindo menos os dados. Tirando a temperatura do ar na altura do dossel, a temperatura contém mais informação quanto mais próximo do solo, ou seja, T1 > T4 > T12 > T20 > T40 (Tabela 4).

O fluxo de calor no solo possui pouca informação nesse método devido a distribuição dos dados ser mais homogenia, assim como ocorre com a temperatura do ar na altura do dossel (Figura 8 e 13).

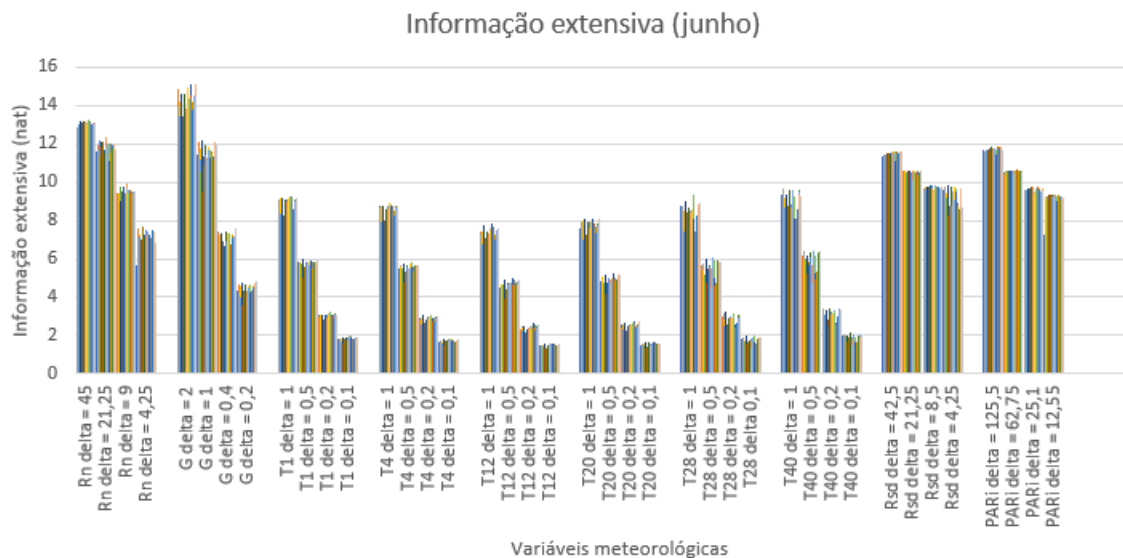


Figura 24 - Gráfico do método extensivo da entropia de Shannon de uma floresta de transição para o mês de junho para diferentes deltas

Assim como no método de Shannon, foi repetido os deltas de fevereiro e, portanto, serve somente para comparar as estações.

Tabela 5 - Informação extensiva média diária de junho em relação a fevereiro

Variável \ Informação (Período)	Rsd	PARi	Rn	T1	T4	T12	T20	T40	G	T28
Informação (fevereiro)	8,75 (nat)	8,67 (nat)	5,96 (nat)	2,67 (nat)	2,63 (nat)	2,45 (nat)	2,44 (nat)	2,40 (nat)	2,35 (nat)	2,16 (nat)
Informação (junho)	+ 4,69 %	+ 6,69 %	+ 21,14 %	- 31,46 %	- 33,84 %	- 39,34 %	- 36,48 %	- 20,00 %	+ 85,96 %	- 19,44 %

Para o saldo de radiação tivemos em média um aumento de informação comparado ao mês de fevereiro, pois o fotoperíodo e a intensidade dos raios solares são menores no mês de junho, porem temos menos nebulosidade e chuva. Foi escrito em média porque teve alguns dias de chuva em fevereiro onde teve picos elevados de informação. Esse aumento de informação do mês de junho foi de 10,42% para delta igual 45, e de 4,69% para delta igual a 4,5 (Tabela 5).

Para o fluxo de calor no solo tivemos um grande aumento na informação para o período seco em relação ao período chuvoso, chegando em média a 38,5% para delta igual a 1, e de 85,96% para delta igual a 0,2. Isso ocorre porque nesse período chega menos radiação no solo e ainda a serrapilheira aumenta, aumentando a cobertura do solo (Tabela 5).

Para a temperatura a um metro de altura tivemos uma diminuição de informação, de em média 21,17% para delta igual a 1, e de 31,46% para delta igual 0,1. Isso ocorre porque no período seco a amplitude da temperatura é maior, fazendo com que os dados se repitam menos (Tabela 5).

A temperatura em outras alturas segue o mesmo padrão variando apenas a quantidade de informação. T4 diminuiu cerca de 24% para delta igual a 1 e 33,84% para delta igual a 0,1. T12 diminuiu 30,6% para delta igual a 1 e 39,34% para delta igual a 0,1. T20 diminuiu 26,7% para delta igual a 1 e 36,48% para delta igual a 0,1. T28 teve a menor diminuição de informação sendo de 8,12% para delta igual a 1 e de 19,44% para delta igual a 0,1 e para T40 teve uma diminuição de 13,7% para delta igual a 1 e de 20,00% para delta igual a 0,1 (Tabela 5).

A radiação solar direta aumentou um pouco devido ao fotoperíodo e intensidade da radiação menor, mas a diferença é pequena porque no período seco tem dias mais limpos com pouca nebulosidade. A diferença foi 5,49% maior para delta igual a 42,5 e de 4,69% para delta igual a 4,25 (Tabela 5).

A radiação fotossinteticamente ativa incidente diminuiu para delta igual a 12,25 aproximadamente 6,63%. Isso ocorreu porque não teve grande diferença de medida entre o período chuvoso e seco, pois mesmo diminuindo o tempo de radiação incidente e a intensidade da radiação, tivemos dias mais limpos. Sendo assim, o que mais contribuiu para variação da informação foi a amplitude dos dados e não a distribuição (Tabela 5).

Pode se observar também que os valores das entropias diárias no período chuvoso sofrem muita variação diária enquanto no período seco são mais homogêneos principalmente nas variáveis de radiação (Figura 5 e 23).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Através do método da entropia de Shannon, foi possível verificar que entre as variáveis medidas, a de temperatura é a que mais carrega informação, de acordo com resultados na literatura (de Paulo, 2015). E que dentre diversas alturas de medida de temperatura do ar, a temperatura do ar na altura do dossel é a que mais possui informação, mostrando que a temperatura do ar aumenta a informação quando interage com o dossel da floresta assim como no teorema de Takens (1981), que afirma que a temperatura carrega informação das variáveis que a influenciam. Pode se observar também que conforme vamos diminuindo o delta, a informação do fluxo de calor no solo aumenta mais a informação que as outras variáveis micrometeorológicas, mostrando uma tendência de o fluxo de calor no solo ser a variável com maior informação para medidas com maior precisão ou deltas muito pequenos. Já as variáveis de radiação como radiação solar direta, saldo de radiação e radiação fotossinteticamente ativa foram as variáveis micrometeorológicas que apresentaram menor informação, isso ocorre porque durante a noite os dados se repetem bastante, diminuindo a informação da variável.

Quando utilizamos a entropia de Shannon para comparar as informações do período seco e chuvoso, verificamos que dados que aumentaram sua amplitude em relação ao outro mês apresentaram maior informação, e dados que diminuíram sua amplitude teve informação menor. Ou seja, para distribuições semelhantes dos dados, a entropia varia conforme a amplitude. Sendo assim, o fluxo de calor no solo em junho foi a variável que mais diminuiu a informação em relação a fevereiro, cerca de 17,2%, e a temperatura do ar a 12 metros de altura foi a variável que mais aumentou a informação, cerca de 13,15%.

Os resultados mostraram uma relação inversa entre o método da entropia de Shannon e o método extensivo da entropia de Shannon em relação a repetição de dados. Enquanto o método de Shannon diminui a informação para dados que se repetem o método extensivo aumenta a informação. Sendo assim, as variáveis micrometeorológicas que apresentam mais informação para o método extensivo são as de radiação solar, sendo a radiação solar direta a variável com maior informação, e a que apresentou menor informação foi a de temperatura do ar na altura do dossel (28m).

Quando comparamos as informações do período seco e chuvoso utilizando o método extensivo, verificamos que a variável micrometeorológica que mais diminuiu a informação em junho em relação a fevereiro foi a de temperatura do ar a 12 metros de altura, cerca de 39,34%. E a que mais aumentou a informação foi a variável de fluxo de calor no solo, cerca de 85,96%.

Entre os métodos proposto, o da entropia de Shannon é o único indicado para calcular informação, o método extensivo foi criado para tentar agregar e identificar algum conceito novo, o que não aconteceu, e nem está de acordo com outros métodos já desenvolvido para calcular informação.

6 REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICAS

BEN-NAIM, A. **A Farewell to Entropy: Statistical Thermodynamics Based on Information: $S = \log W$** . Danvers: World Scientific, 2008. ISBN 9789812707062.

BEN-NAIM, A. **Discover Entropy and the Second Law of Thermodynamics: A Playful Way of Discovering a Law of Nature**. Danvers: World Scientific, 2010. ISBN 9789814299756.

BEN-NAIM, A. **Information Theory: Part I: An Introduction to the Fundamental Concepts**. New Jersey: World Scientific, 2017. (Information Theory). ISBN 9789813208827.

BOLTZMANN, L. The second law of thermodynamics. In: **Theoretical Physics and Philosophical Problems: Selected Writings**. Dordrecht: Springer Netherlands, 1974. p. 13–32. ISBN 978-94-010-2091-6.

BRILLOUIN, **Science and Information Theory L**. Nova Iorque, Academic Press Inc, 1956

CAPISTRANO, V. B. **Análise de Séries Temporais de Variáveis Microclimatológicas Medidas em Sinop-MT Utilizando a Teoria da Complexidade**. Cuiabá, 2007. 47p. Dissertação (Mestrado) – Física e Meio Ambiente, Universidade Federal de Mato Grosso.

CLAUSIUS, R. **The Mechanical Theory of Heat: With Its Applications to the Steam-engine and to the Physical Properties of Bodies**. London: J. Van Voorst, 1867. Versão editada por Hirst, T.A.

COVER, T.; THOMAS, J. **Elements of Information Theory**. New Jersey: Wiley, 2006. ISBN 9781118585771.

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**, 25, 123123 dez. (2015). Disponível em: <https://doi.org/10.1063/1.4938188>. Acesso em 29 dez. 2015

GALLAGER, R. G. Claude e. shannon: a retrospective on his life, work, and impact. **IEEE Transactions on Information Theory**, v. 47, n. 7, p. 2681–2695, 2001.

GUIZZO, E. M. **The essential message: Claude Shannon and the making of information theory.** Tese (Doutorado) — Massachusetts Institute of Technology, 2003.

HARTLEY, R. V. **Transmission of information.** **Bell Labs Technical Journal**, Wiley Online Library, v. 7, n. 3, p. 535–563, 1928.

ISHIA, A.; TOMA, T.; MARJENAH, A. Limitation of leaf carbon gain by stomatal and photochemical processes in the top canopy of *Macaranga confiera*, a tropical pioneer tree. **Tree Physiology**, v. 19, p.467-473,1999.

JAYNES, E. T. Information theory and statistical mechanics. In: **Statistical Physics, 1962 Brandeis Lectures.** [S.l.]: New York, 1963. v. 3.

LIANG, J. Optimizing the Spatial Resolution for Urban CO2 Flux Studies Using the Shannon Entropy. **atmosphere**, Tempe, Az, 19 mai. 2017

MASSEY, J. Information theory: The copernican system of communications. **IEEE Communications Magazine**, IEEE, v. 22, n. 12, p. 26–28, 1984.

MINDELL, D. A.I, **Between Human and Machine: Feedback, Control, and Computing Before Cybernetics**, (Baltimore: Johns Hopkins University Press), 2004, pp. 319-320. ISBN 0-8018-8057-2

MIT. **MIT Professor Claude Shannon dies; was founder of digital communications.** 2001.

MOSER, S.; CHEN, P. **A Student's Guide to Coding and Information Theory.** New York: Cambridge University Press, 2012. ISBN 9781107601963.

PINEDA, J. O. d. C. **A entropia segundo Claude Shannon: o desenvolvimento do conceito fundamental da teoria da informação.** 2006. 124 f. Tese (Doutorado) — Dissertação (mestrado em História da Ciência) - Pontifícia Universidade Católica de São Paulo, São Paulo, 2006.

POUNDSTONE, W.: **Fortune's Fórmula: The Untold Story of the Scientific Betting System That Beat the Casinos and Wall Street.**

REZA, F. **An Introduction to Information Theory.** New York: Dover, 1961. (Dover Books on Mathematics Series). ISBN 9780486682105.

SLOANE, N.J. A. Shannon collected Papers. **IEEE Information Theory Society, Sponsor**, 1993, ISBN 0-7803-0434-9.

TRIBUS, M.; MCIRVINE, E. C. Energy and information. **Scientific American**, Scientific American, a division of Nature America, Inc., v. 225, n. 3, p. 179–190, 1971. ISSN 00368733, 19467087.

Vourlitis, G. L., J. de Souza Nogueira, F. de Almeida Lobo, K. M. Sendall, S. R. de Paulo, C. A. Antunes Dias, O. B. Pinto Jr., and N. L. R. de Andrade (2008), Energy balance and canopy conductance of a tropical semi-deciduous forest of the southern Amazon Basin, *Water Resour. Res.*, 44, W03412, doi:10.1029/2006WR005526.

A - Exemplo do método extensivo da entropia de Shannon



```

setwd("C:/Users/55659/OneDrive/Área de Trabalho/script/Entropia_Inf extensiva chuvoso-LAPTOP-JLS5HAF7.R - Editor R")
data <- read.csv2('Rn.txt',header = TRUE)
print(nrow(data))
xs <- seq(1,nrow(data),by=1)
vHmin <- -50
vHmax <- 1500
deltavH <- 40
PDT <- hist(data$Rn,seq(vHmin,vHmax,deltavH),prob=TRUE)
print(PDT)
print(PDT$density)
print(PDT$breaks[3])
inf <- rep(0,times=31)
jMax <- (vHmax - vHmin)/deltavH
Area <- 0
for (j in 1:jMax)
{
  print (PDT$density[j])
  Area <- Area + PDT$density[j]}
for (dia in 1:30)
{
  iMin <- 48*(dia-1) + 1
  iMax <- 48*dia
  inf[dia] <- 0
  for (i in iMin:iMax){
    j <- 1
    while (data$Rn[i] > PDT$breaks[j]){
      prob <- PDT$density[j] / Area
      j <- j+1}
    if(prob != 0) inf[dia] <- inf[dia] - prob*(log(prob))}
  print(inf)
}
data.frame(inf)

```

Figura 25 - Script do método extensivo da entropia de Shannon no R

No setwd mostramos ao programa onde está a pasta com os dados, e no read.csv2 inserimos a pasta que contém os dados a ser lido, lembrando que devem ser dados a cada meia hora, pois o programa irá dividir a informação por dia. Como header está true, os dados devem conter cabeçalho, nesse exemplo é o Rn.

Devemos inserir valor mínimo e máximo dos dados, para que seja possível dividir com um delta como foi explicado nos métodos. Os valores escolhidos nesse exemplo foram: vHmin (valor mínimo) = -50, vHmáx (valor máximo) = 1500 e um deltavH (espaço das divisões) = 40

Ao seleccionar e executar o programa, teremos como saída um histograma e os valores diários de informação.

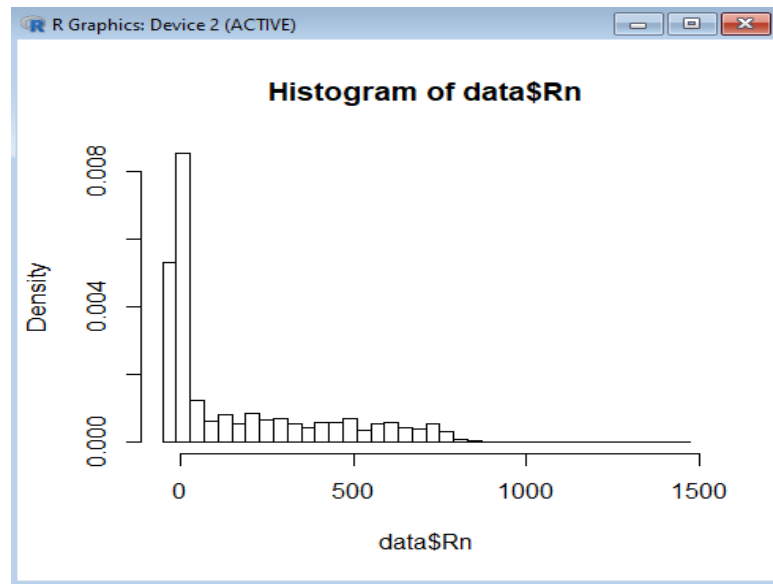


Figura 26 – Exemplo da saída do histograma para dados de Rn.

R Console

```

1  10.40436
2  10.60243
3  11.47531
4  11.19283
5  11.50435
6  10.77055
7  11.37628
8  11.11556
9  10.99757
10 10.30570
11 10.43763
12 12.34737
13 10.81224
14 10.48314
15 12.08116
16 11.60092
17 12.56728
18 11.09784
19 11.42070
20 11.31414
21 11.02672
22 12.18431
23 11.10410
24 12.96412
25 12.45540
26 11.35870
27 0.00000
28 0.00000
29 0.00000
30 0.00000
31 0.00000
> |

```

Figura 27 - Exemplo da saída da informação de Rn

B – Exemplo do método da entropia de Shannon

```

C:\Users\55659\OneDrive\Área de Trabalho\script\Entropia_Inf_Intensiva chuvoso.R - Editor R

setwd("C:/Users/55659/OneDrive/Documentos/Fábio/fisica ambiental/variáveis meteorológicas/período chuvoso (fevereiro)")
data <- read.csv2('Rn.txt',header = TRUE)
print(nrow(data))
xs <- seq(1,nrow(data),by=1)
vHmin <- -50
vHmax <- 1500
deltavH <- 40
PDT <- hist(data$Rn,seq(vHmin,vHmax,deltavH),prob=TRUE)
print(PDT)
print(PDT$density)
print(PDT$breaks[3])
inf <- 0.0
jMax <- (vHmax - vHmin)/deltavH #numero de intervalos no histograma
Area <- 0
for (j in 1:jMax)
{Area <- Area + PDT$density[j]}
for(j in 1 :jMax)
{prob <- PDT$density[j]/Area
if(prob!=0.0) inf <- inf - prob*(log(prob))}
print(inf)

```

Figura 28 - Script da entropia de Shannon para o Rn no programa R

Basta fazer os mesmos passos feito no exemplo acima e teremos as saídas.

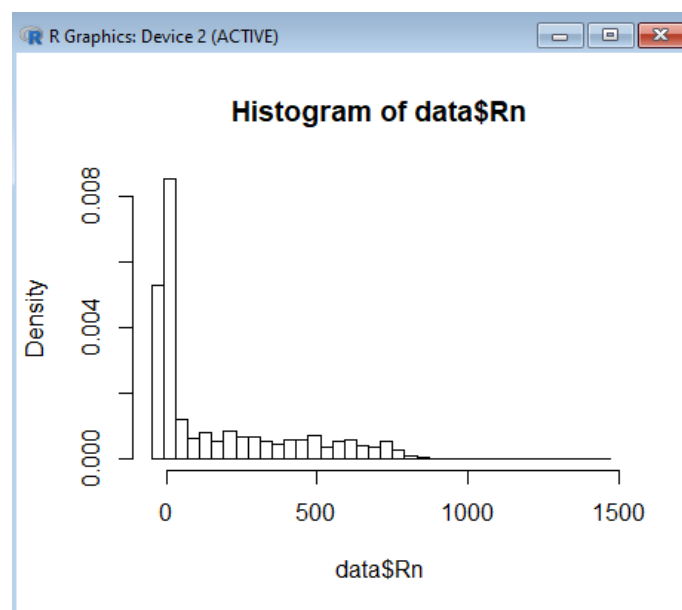


Figura 29 - Saída do histograma para dados de Rn

```

R Console

> print(inf)
[1] 2.359777
>
>
>
>

```

Figura 30 - Saída da entropia de Shannon para dados de Rn