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

BALANÇO DE ENERGIA EM ECOSSISTEMA AMAZÔNICO POR MODELO DE REGRESSÃO ROBUSTA COM *BOOTSTRAP* E VALIDAÇÃO CRUZADA

RENATA GONÇALVES AGUIAR

Orientador: **Prof. Dr. CARLO RALPH DE MUSIS**

Cuiabá, MT
Agosto de 2013

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

BALANÇO DE ENERGIA EM ECOSSISTEMA AMAZÔNICO POR MODELO DE REGRESSÃO ROBUSTA COM *BOOTSTRAP* E VALIDAÇÃO CRUZADA

RENATA GONÇALVES AGUIAR

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

Orientador: **Prof. Dr. CARLO RALPH DE MUSIS**

Cuiabá, MT
Agosto de 2013

Dados Internacionais de Catalogação na Fonte.

G635b Gonçalves Aguiar, Renata.
Balanço de Energia em Ecossistema Amazônico por Modelo de Regressão Robusta com Bootstrap e Validação Cruzada / Renata Gonçalves Aguiar. -- 2013
vii, 85 f. : il. color. ; 30 cm.

Orientador: Carlo Ralph De Musis.
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Mato Grosso, Instituto de Física, Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental, Cuiabá, 2013.
Inclui bibliografia.

1. Fechamento do balanço de energia. 2. Eddy covariance. 3. Regressão linear simples. 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.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MATO GROSSO
INSTITUTO DE FÍSICA
Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental

FOLHA DE APROVAÇÃO

TÍTULO: **BALANÇO DE ENERGIA EM ECOSSISTEMA AMAZÔNICO POR MODELO DE REGRESSÃO ROBUSTA COM *BOOTSTRAP* E VALIDAÇÃO CRUZADA**

AUTORA: **RENATA GONÇALVES AGUIAR**

Tese de Doutorado defendida e aprovada em 30 de agosto de 2013, pela comissão julgadora:

Prof. Dr. Carlo Ralph De Musis
Orientador
Universidade de Cuiabá - UNIC

Prof. Dr. George Louis Vourlitis
Examinador Interno
California State University, San Marcos - EUA

Prof. Dr. Denilton Carlos Gaio
Examinador Interno
Instituto de Física – UFMT

Prof. Dr. Mariano Martinez Espinosa
Examinador Externo
Instituto de Ciências Exatas e da Terra - UFMT

Prof. Dr. Celso von Randow
Examinador Externo
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

À minha mãe Maria Bernadete Veras Aguiar

Ao meu pai José Gonçalves Lima

Ao meu esposo Emerson da Silva Ribeiro

À minha filha Natália Aguiar Ribeiro

Aos meus irmãos Leonardo José Gonçalves Aguiar

Emanuelle de Lima Aguiar

Fátima Samanta Gonçalves Lima

AGRADECIMENTOS

Feliz quem guarda as memórias,
As lembranças mais queridas,
No livro d'alma esculpidas,
Gravadas fundas em si!

Casimiro de Abreu (1839 - 1860), poeta brasileiro

Inspirada por esse verso quero encetar o relato de minhas memórias no decorrer da escrita do meu trabalho de doutorado. Depois de algum tempo dedicado apenas à leitura, a primeira página foi escrita na tarde do dia 02.02.2012. Muitas e muitas pessoas queridas fizeram parte desta construção e marcaram esse processo e uma maneira de eternizá-las é registrando os momentos vividos.

Tenho muito a agradecer à minha mãe, Maria Bernadete Veras Aguiar, pelo exemplo de mulher guerreira, digna e honesta, que sempre nos incentivou a estudar. Inspirada em seus exemplos adquiri o hábito da leitura, de honrar com meus compromissos, de trabalhar com ética. Mãe! Te amo muito e muito te agradeço por estares em minha vida, pelo carinho com que cuida de nós e por estares sempre presente.

Ia me esquecendo de uma contribuição muito importante, mãe obrigada pela correção ortográfica, você sempre nos auxiliando com a nossa língua mãe e também por dispor do seu tempo todas as semanas para sua neta. Obrigada mãe!

Muitos de nós sonhamos em encontrar um amor que se possa julgar eterno, e eu

o encontrei. O meu esposo Emerson da Silva Ribeiro é um ser humano muito especial, que eu amo muito. Goc! Agradeço imensamente seu companheirismo, seu amor, seus cuidados. Agradeço também por teres me proporcionado a incrível viagem de ser mãe de nossa linda filha e por teres se esforçado para suprir minha ausência. Amo vocês!

Natália! A mamãe por muitas vezes teve de deixá-la em Ji-Paraná para ir estudar em Cuiabá. Agradeço por teres sempre à sua maneira entendido, por teres pouco demonstrado sentir minha ausência, pelo seu doce sorriso, pelo seu abraço apertado, pelo seu olhar meigo. A mamãe sempre tinha que levar Cacau Show para ti. Um momento que marcou, foi um dia que eu estava te ensinando a dizer onde você mora, quando perguntei onde a mamãe morava, esperava que fizesse a associação que era na mesma cidade, mas para nossa surpresa dissestes: no avião.

Ao meu irmão Leonardo José Gonçalves Aguiar quero muito agradecer por estar sempre presente, muito embora estejamos territorialmente muito distantes. Você faz muita falta meu irmão... Agradeço o carinho do meu pai José Gonçalves Lima e das minhas irmãs Emanuelle de Lima Aguiar e Fátima Samanta Gonçalves Lima.

De forma especial agradeço meu sobrinho Arthur Schultz da Silveira Aguiar, que com seu lindo sorriso ilumina qualquer lugar, meu sobrinho Pedro Pimentel Ribeiro que sempre esteve presente com seus abraços bem apertados e um largo sorriso no rosto e às minhas afilhadas Camila Fernandes Cruz e Fernanda Fernandes Cruz que pelo simples fato de fazerem parte de minha vida, deixam uma leveza no ar.

Tiveram muitas pessoas queridas que participaram com palavras de incentivo, com carinho e com a presença constante. Destaco meu tio Francisco Sales Veras Aguiar, o Prof. Marlos Gomes de Albuquerque, às minhas amigas Kátia Fernandes Mota Cruz e Jane Novaes Sena, meus sogros Maria de Fátima da Silva e Cícero José Ribeiro, meus cunhados Everton da Silva Ribeiro e Osvaldo Batista da Silveira Neto, as minhas cunhadas Viviane da Silva Ribeiro e Graciela Redies Fischer, a esposa de meu pai Edileusa Gonçalves Cavalcante, minha concunhada Crislayne Pimentel Chaves e meu sobrinho Kaique Ribeiro Marques.

Tem uma família que precisa ser muito agradecida. Dela fazem parte Sirlei Franco Borges, Delciene Franco Borges, João Batista Franco Borges, Amanda Vitória

Franco Borges e Camila Franco Borges. Preciso destacar o carinho de minha amiga irmã Delciene, que nesse processo pelo excesso de cuidados muitas vezes até se confundiu, oscilando com cuidados de mãe, de irmã e de grande amiga. Foram muitas as ligações cobrando notícias, os biscoitos de polvilho, os pães de queijo, os pequis, os milhos refogados, as risadas... Amiga! Muito obrigada por sua dedicação, pois proporcionou uma estadia muito prazerosa em Cuiabá que vai deixar saudades...

Nem tudo foram flores, em abril deste ano, mediante a tensão de finalizar o trabalho para a qualificação, passei pela fase da insônia e depois pela da queda dos cabelos. Mas, tive pessoas que ajudaram a passar essa fase.

A Olga Crupe Dias foi outra companheira que muito bem cuidou de todos aqui de casa, nos serviu muitos sucos bem gelados no fim da tarde, o que depois de horas de estudo refrescava os ânimos. Outra hora eram frutas que vinham cortadas em um prato, chás, biscoitos... Lembro de sua emoção quando enviei a versão para a qualificação e fui agradecê-la pela dedicação. Espero que nossa parceria seja duradoura, saiba que você faz muita diferença em nossas vidas. Obrigada!

Meu orientador foi um grande parceiro no desenvolvimento deste trabalho, sem o conhecimento e a experiência do Prof. Carlo Ralph De Musis o nosso trabalho não teria a mesma qualidade. Obrigada professor por seres um orientador companheiro e perspicaz.

A Andréia da Silva Tavares e a Erondina Azevedo de Lima foram as colegas com quem mais convivi, agradeço pelos momentos compartilhados. Destaco aqui o carinho dos pais da Andréia ao me receberem em sua casa, Sr. Sebastião e D. Vanderli. O empenho da Andréia nos momentos em que foi preciso entregar as versões aos professores. Aos filmes que assistimos juntas. Obrigada Andréia pela amizade.

Agradeço também aos colegas Sérgio Wagner Gripp da Silveira e Thiago Rangel Rodrigues pelas caronas, Aryadne Márcia Aquino por ter me dado a oportunidade de assistir a um jogo da seleção masculina de vôlei e a atenção dos colegas Ludymilla Barboza da Silva, Stéfano Teixeira Silva, Leone Francisco Amorim Curado, Cristiano Rocha da Cunha, Geison Jader Mello, Victor Hugo de Morais Danelichen e Renan Gonçalves de Oliveira. Aos cuidados da secretaria do programa de Cesário

Gonçalves de Queiroz Filho e Soilce Beatriz de Paula Carrilho. À presença sorridente da Jô nos corredores do programa.

O incentivo e visitas dos discentes e docentes da UNIR foram muito importantes, agradeço: Alberto Dresch Webler, Josiane de Brito Gomes, Diego Jatobá dos Santos, Moisés Alves Oliveira, Bruno Soares de Castro, Thiago Emanuel Possmoser Figueiredo Nascimento, Vanessa Helena de Andrade, Raissa Ferreira Fonseca, Ramon Ventura Rodrigues, Profa. Nara Luísa Reis de Andrade, Profa. Roziane Sobreira dos Santos, Prof. Alex Mota dos Santos, Profa. Ana Lúcia Denardin da Rosa, Profa. Margarita Maria Dueñas Orozco. Agradeço em especial à Profa. Nara por ter indicado o Prof. Carlo como orientador, pois fez toda a diferença.

Aos alunos bolsistas da UNIR pela coleta dos dados. À CAPES e ao Projeto LBA pelo suporte financeiro. Aos técnicos do ICMBio da sede da REBIO Jaru pela ajuda nos momentos das coletas.

Ao Prof. José de Souza Nogueira por administrar o Programa de Pós-Graduação em Física Ambiental com muita dedicação, facilitando o desenvolvimento do trabalho dos alunos. À Erika Schloemp pelo envio de artigos divulgados no Informativo online do LBA sempre que solicitei. Aos membros da banca Prof. Mariano Martinez Espinosa, Prof. Denilton Carlos Gaio, Prof. Celso von Randow, Prof. George Louis Vourlitis pelas contribuições. Quero ressaltar a contribuição do Prof. Mariano na definição do tema da tese.

Agradeço também a convivência de todos os participantes do Centro Espírita Caminho da Redenção, pois as experiências vividas lá têm me proporcionado ver a vida de uma forma muito diferente. Em especial ao Prof. Justo Nelson Araújo Escudero, Romilda Moretti, Sandra Escudero, Valéria Christiani Sansaloni, Eliomar Leal, Marisa Sansaloni, Ana Paula Silva Barros e Flávia Stur.

Essas são memórias que ficarão esculpidas no livro de minha alma. Agradeço imensamente por terem participado dela. Almejo que o passar do tempo propicie que muitas e muitas outras folhas sejam entalhadas. Que assim seja!

Ninguém ultrapassa, impunemente, os limites da natureza.

Alexis Carrel (1873-1944), Prêmio Nobel de Medicina

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS i
LISTA DE TABELAS iii
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS iv
RESUMO vi
ABSTRACT vii

INTRODUÇÃO 1

1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA 4
1.1 O CLIMA E A AMAZÔNIA 4
1.1.1 Cenários no Uso da Terra 5
1.1.2 Eventos de Seca 7
1.1.3 Gases de Efeito Estufa 9
1.2 BALANÇO DE ENERGIA 10
1.3 SISTEMA *EDDY COVARIANCE* E LIMITAÇÕES 14
1.4 MÉTODO DE MONTE CARLO 18
1.5 *BOOTSTRAP* 22
1.6 CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DE MODELOS 24
1.6.1 Regressão 25
1.6.1.1 Regressão Linear Simples 25
1.6.1.2 Validação Cruzada 26
1.6.1.3 Regressão Linear Robusta 28

2 MATERIAL E MÉTODOS 30
2.1 ÁREA DE ESTUDO 30
2.1.1 Localização e Contexto Histórico 30
2.1.2 Clima e Relevo 34
2.1.3 Vegetação e Solo 34

2.2 INSTRUMENTOS E MÉTODOS 35
2.3 ANÁLISE DAS FALHAS E COMPOSIÇÃO DO BANCO DE DADOS 36
2.4 ANÁLISE DO FECHAMENTO DO BALANÇO DE ENERGIA 38
2.5 PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS 39
2.5.1 Regressão Linear Simples 39
2.5.1.1 Transformação dos Dados 40
2.5.1.2 Regressão Linear Simples com Bootstrap 41
2.5.2 Regressão Linear Robusta com *Bootstrap* e Validação Cruzada ... 41

3 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS 44
3.1 APROVEITAMENTO DOS DADOS 44
3.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DAS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA 46
3.3 FECHAMENTO DO BALANÇO DE ENERGIA 48
3.3.1 Regressão Linear Simples 48
3.3.1.1 Adequação do Modelo de Regressão Linear Simples 52
3.3.1.2 Transformação dos Dados 57
3.3.1.3 Regressão Linear Simples com Bootstrap 59
3.3.2 Teste dos Sinais com Monte Carlo 61
3.3.3 Regressão Linear Robusta com *Bootstrap* e Validação Cruzada ... 61

CONSIDERAÇÕES FINAIS 67

SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS 68

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 69

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Representação dos vórtices turbulentos. 13

Figura 2 – Localização da torre micrometeorológica na Reserva Biológica do Jaru – Rondônia. 31

Figura 3 – Delimitação da REBIO Jaru e da Terra Indígena Igarapé Lourdes no município de Ji-Paraná. 32

Figura 4 – Focos de calor próximo à área experimental vistos da torre instalada na REBIO Jaru. Outubro de 2002. 33

Figura 5 – Disposição dos sensores instalados na torre da REBIO Jaru. a) Anemômetro sônico tridimensional à esquerda e analisador de gás por infravermelho de caminho aberto à direita. b) Sensor do saldo de radiação na ponta da haste à esquerda. Outubro de 2012. 35

Figura 6 – Períodos de falhas nas componentes do balanço de energia no ano de 2008. R_n é o saldo de radiação, *LE* é o fluxo de calor sensível, *H* é o fluxo de calor latente e *G* é o fluxo de calor no solo. 45

Figura 7 – Histograma com as respectivas médias e desvio padrão das componentes do balanço de energia. a) saldo de radiação (Rn), b) fluxo de calor no solo (G), c) fluxo de calor sensível (H) e d) fluxo de calor latente (LE), $n = 5.320$. 47

Figura 8 – Relação entre a energia disponível no sistema (R_n - G) e a soma dos fluxos de calor sensível e calor latente ($H + LE$). R_n é o saldo de radiação e G é o fluxo de calor no solo. Os pontos representam médias a cada 30 min, $n = 5.320$. 49

Figura 9 – Probabilidade normal dos resíduos da regressão linear simples. Os pontos representam médias a cada 30 min, $n = 5.320$. 54

Figura 10 – Relação entre os resíduos da regressão e os valores de y predito pela reta. Os pontos representam médias a cada 30 min, $n = 5.320$. 55

Figura 11 – Relação entre os resíduos padronizados da regressão e a ordem de coleta dos dados. Os pontos representam médias a cada 30 min, $n = 5.320$. 56

Figura 12 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de regressão do modelo de regressão linear simples. 59

Figura 13 – Replicações *bootstrap* do intercepto do modelo de regressão linear simples. 60
Figura 14 – Otimização da constante de ajuste da função Bisquare, $n = 200$. 63
Figura 15 – Ponderadores da regressão linear robusta utilizando a constante de ajuste Bisquare otimizada. Cada intervalo dos pesos representa 20% dos dados. 63
Figura 16 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de regressão do modelo de regressão linear robusta. 64
Figura 17 – Replicações *bootstrap* do intercepto do modelo de regressão linear robusta. 65
Figura 18 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de determinação do modelo de regressão linear robusta. 65

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Relação das variáveis, dos instrumentos e das alturas dos instrumentos instalados na torre da REBIO Jaru 36
Tabela 2 – Limites mínimos e máximos utilizados para filtrar os dados da REBIO Jaru, ano de 2008 37
Tabela 3 – Equações das constantes de ajuste para cada uma das funções de ponderação 42
Tabela 4 – Estatística descritiva das componentes do balanço de energia, $n = 5.320$ 46
Tabela 5 – Estatísticas do fechamento do balanço de energia em diversos tipos de superfície, com base em um modelo de regressão linear simples 50
Tabela 6 – Análise de variância para testar a significância da regressão linear simples, $n = 5.320$ 52
Tabela 7 – Estatísticas do teste de hipótese do modelo de regressão linear simples, $n = 5.320$ 53
Tabela 8 – Estatísticas dos testes de normalidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples, $n = 5.320$ 54
Tabela 9 – Estatísticas dos testes de normalidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples após a soma dos fluxos de calor latente e sensível (y) ter sido transformada, $n = 5.320$ 58
Tabela 10 – Estatísticas dos testes de homocedasticidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples após a soma dos fluxos de calor latente e sensível (y) ter sido transformada, $n = 5.320$ 58
Tabela 11 – Constantes de ajuste otimizada e respectivo desvio mediano das diferentes funções de ponderação 62

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANOVA	Análise de Variância
CEMADEN	Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Nacionais
COP	Conferência das Nações Unidas
CR10X	Modelo de datalogger
CRN1	Modelo de saldo radiômetro
EBEX	Experimento sobre o balanço de energia
EC	*Eddy Covariance*
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
ENIAC	Computador e Integrador Numérico Eletrônico
FBE	Fechamento do Balanço de Energia
HadCM3LC	Modelo que acopla o ciclo do carbono ao clima, baseado no modelo HadCM3 do Centro de Hadley
HP	Empresa de computadores, notebooks, impressoras e outros produtos eletrônicos
IBAMA	Instituto Brasileiro do Meio Ambiente e dos Recursos Naturais Renováveis
IBM	Empresa de tecnologia da informação
ICMBio	Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
IRGA	Analisador de gás por infravermelho
LBA	Experimento de Grande Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia
LI-COR	É uma empresa que fabrica e comercializa instrumentos inovadores e softwares para diversas áreas, sendo uma delas a ambiental

LOO	*Leave-one-out*
MAD	Mediana do desvio absoluto dos resíduos em relação à mediana
MMC	Método de Monte Carlo
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
NAN	*Not a Number*
NLD	Países Baixos
NR-Lite	Modelo de saldo radiômetro
RAM	É um tipo de memória do computador
REBIO	Reserva Biológica
REDD	Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação
RLS	Regressão Linear Simples
SH1	Modelo do sensor de fluxo de calor no solo
SPSS	É um programa para análise estatística
TD	Título Definitivo
UK	Reino Unido
USA	Estados Unidos da América
WPL	Webb-Pearman-Leuning

RESUMO

AGUIAR, R. G. **Balanço de Energia em Ecossistema Amazônico por Modelo de Regressão Robusta com *Bootstrap* e Validação Cruzada**. Cuiabá, 2013, 85 f. Tese (Doutorado em Física Ambiental) - Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso.

O fechamento do balanço de energia é frequentemente analisado como meio de avaliar a qualidade das medidas de fluxos de energia obtidas pelo método de covariância de vórtices turbulentos (*eddy covariance*) e indiretamente como forma de aferir a acurácia das medidas de dióxido de carbono. No intento de avaliar a eficiência do referido método, diversos pesquisadores utilizaram um modelo de regressão linear simples entre os componentes do balanço de energia. No entanto, esses estudos não verificaram a adequação aos pressupostos estatísticos de uma análise de regressão, o que pode levar a conclusões equivocadas caso o modelo não seja satisfatório. Desta forma, o objetivo do presente estudo foi calibrar e validar modelos de regressão linear simples e robusta com *bootstrap* e validação cruzada para verificar a eficiência do fechamento do balanço de energia em ecossistema amazônico. As medidas de saldo de radiação, fluxo de calor latente, fluxo de calor sensível e fluxo de calor no solo foram realizadas de janeiro a dezembro de 2008 em uma área de floresta tropical úmida no sudoeste da Amazônia, em um sítio experimental pertencente à rede de torres do Programa LBA. Os resultados evidenciaram que a regressão linear simples não é um modelo indicado para analisar o fechamento do balanço de energia e que a aplicação do modelo de regressão linear robusta com *bootstrap* e validação cruzada melhorou o ajuste.

Palavras-chave: Fechamento do balanço de energia, *eddy covariance*, regressão linear simples.

ABSTRACT

AGUIAR, R. G. **Energy Balance in Amazon Ecosystem by Robust Regression Model with Bootstrap and Cross-Validation**. Cuiabá, 2013, 85 f. Thesis (Doctorate in Environmental Physic) - Institute of Physic, Federal University of Mato Grosso.

The energy balance closure is often analyzed as a means of assessing the quality of energy fluxes measurements obtained by the eddy covariance method, and indirectly as a way to assess the accuracy of carbon dioxide measurements. In the attempt to evaluate the efficiency of this method, several researchers used a simple linear regression model between the components of energy balance. However, these studies have not verified the appropriateness of the statistical assumptions of regression analysis, which can lead to erroneous conclusions if the model is not satisfactory. Thus, the aim of this study was to calibrate and validate simple linear and robust regression with bootstrap and cross-validation to verify the efficiency of the energy balance closure in the Amazon ecosystem. Measurements of net radiation, latent heat flux, sensible heat flux and soil heat flux were made from January to December 2008 in an area of tropical rain forest in southwest Amazonia, in an experimental site belongs to LBA Program's towers. The results showed that the simple linear regression model is not suitable to analyze the energy balance closure and both the application of robust linear regression model with bootstrap and cross-validation improved the adjust.

Keywords: Energy balance closure, eddy covariance, simple linear regression.

INTRODUÇÃO

O aporte das florestas no processo de absorção do dióxido de carbono excedente na atmosfera, em consequência das ações antrópicas, ainda é tratado como um enigma pela comunidade científica. Objetivando elucidá-lo, o fechamento do balanço de energia (FBE) é frequentemente analisado como meio de avaliar a qualidade das medidas de fluxos de energia obtidas pelo método de covariância de vórtices turbulentos (*eddy covariance*) e indiretamente como forma de aferir a acurácia das medidas de dióxido de carbono (CO_2).

Entretanto, esse método apresenta limitações, principalmente ao ser usado em áreas com vegetação alta, uma vez que foi desenvolvido para vegetações baixas e terrenos horizontalmente uniformes (BALDOCCHI et al., 1988; BALDOCCHI, 2003). Outro agravante diz respeito à estabilidade atmosférica noturna, pois não propicia condições satisfatórias para a obtenção dos dados, o que acarretaria perdas nas medidas de fluxo.

No intento de avaliar a eficiência do método *eddy covariance* (EC), diversos pesquisadores (WILSON et al., 2002; DA ROCHA et. al., 2004; BARR et al., 2006, entre outros) utilizaram um modelo de regressão linear simples entre os componentes do balanço de energia. Como o fluxo de calor sensível e latente (medido pelo mesmo sensor que afere o fluxo de CO_2) e as medidas do saldo de radiação, do fluxo de calor no solo, da energia armazenada na biomassa e no dossel são realizadas por sensores diferentes, o fechamento do balanço indicaria concordância entre as estimativas.

No entanto, esses estudos não verificaram a adequação aos pressupostos estatísticos de uma análise de regressão, o que pode levar a conclusões equivocadas caso o modelo não seja satisfatório. Chatterjee & Hadi (2006) elucidam que leves violações aos pressupostos não invalidam as conclusões, mas graves violações as

distorcem seriamente.

Portanto, o presente estudo objetivou calibrar e validar modelos de regressão linear simples e robusta com *bootstrap* e validação cruzada para verificar a eficiência do fechamento do balanço de energia em ecossistema amazônico.

No intuito de alcançar tal fim, delineou-se os objetivos específicos discriminados a seguir:

a) verificar a adequação do modelo mais extensamente utilizado para a análise do fechamento do balanço de energia – o modelo de regressão linear simples;

b) aplicar as transformações mais frequentemente utilizadas para estabilizar a variância e obter normalidade nos dados;

c) propor um procedimento estatístico de ajuste mais rigoroso que possa servir de referente para calibrações e validações futuras.

Posto que existem diversas alternativas experimentais e algébricas para a composição do balanço de energia, optou-se pelo uso do modelo mais prevalente, conforme o indicado na revisão de bibliografia, juntamente com uma modelagem estatística a partir dos dados brutos, a fim de evitar a possibilidade de que com a agregação de registros tivéssemos uma melhoria do ajuste confundida com uma implicação direta do teorema do limite central.

Considerando que o estudo do FBE, em boa parte das vezes, tem a finalidade de indiretamente aferir a acurácia das medidas de fluxo de CO_2, na revisão bibliográfica enfatizou-se os resultados de diversos estudos que relacionaram as ações antrópicas, como as queimadas e o desflorestamento, com as mudanças climáticas.

A ênfase dada às questões relacionadas ao clima e à Amazônia na revisão bibliográfica se justifica por ter sido essa problemática o ponto de partida, ou seja, a motivação para a proposição de um modelo estatístico para a análise do FBE. Muito embora o presente estudo não tenha por objetivo mensurar a relação entre o FBE e os

fluxos de CO_2, almeja-se, com os resultados que são apresentados nesta tese, criar subsídios para elucidar a contribuição da floresta no complexo sistema absorção-emissão de CO_2.

Resultados de trabalhos realizados sobre o balanço de energia, o sistema *eddy covariance* e limitações, os métodos de Monte Carlo e *bootstrap* e sobre calibração e validação de modelos, também são abordados na revisão bibliográfica no intuito de apresentar uma síntese do que é discutido em relação a esses temas, visto serem correlatos ao deste estudo.

Detalhes sobre o local de estudo e os procedimentos utilizados são descritos no capítulo denominado Material e Métodos. Na sequência, são apresentados e analisados os resultados pertinentes aos objetivos propostos e, por fim, as considerações finais.

1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este capítulo foi elaborado no intuito de abranger os principais tópicos relacionados ao tema do trabalho e sobre esses tópicos apresentar resultados atualizados dos estudos que foram realizados, para que esses sirvam de embasamento teórico para fundamentar o estudo.

1.1 O CLIMA E A AMAZÔNIA

O Brasil está prestes a se tornar um dos poucos países a realizar a transição para uma grande potência econômica mundial sem destruir a maior parte de suas florestas tropicais (DAVIDSON et al., 2012). A intervenção do governo brasileiro resultou em uma expressiva diminuição no desflorestamento anual na Amazônia. Em 2004, o Brasil desmatou mais de 27.000 quilômetros quadrados, já em 2011 foram desmatados 6.200 quilômetros quadrados (redução de 77%), indicando que as taxas de desflorestamento e as emissões de carbono na região podem ser mitigadas (ARTAXO, 2012).

Para corroborar, o Brasil está conseguindo cumprir o compromisso voluntário que assumiu durante a Conferência das Nações Unidas sobre as Mudanças Climáticas (COP-15, que aconteceu em Copenhague – Dinamarca, em 2009), de diminuir a emissão nacional de gases de efeito estufa em no mínimo 36,1% em relação ao que emitiria em 2020 caso não houvesse nenhum programa de redução. A taxa de diminuição alcançada entre 2005 e 2011 foi de 35%, devido principalmente à redução do desflorestamento nos biomas da Amazônia e do Cerrado (GIRARDI, 2012).

Por representar a maior área de florestas tropicais da Terra (BUSTAMANTE et al., 2009) e também a maior bacia hidrográfica, responsável por 20% da descarga de água doce (HAYHOE et al., 2011), a Região Amazônica, que ocupa 7,86 milhões de km^2 em nove países e cobre aproximadamente 45% da América do Sul (LUIZÃO et al., 2009) foi cenário de diversos estudos.

Dentre esses, as pesquisas realizadas no âmbito do Experimento de Grande

Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia (Programa LBA) forneceram evidências de que o valor ambiental e econômico da floresta em pé é mais elevado do que a de áreas degradadas (ARTAXO, 2012).

No entanto, o desenvolvimento da agricultura na Amazônia, primeiro com as pastagens e agora com a produção de soja, acarretaram uma constante procura por terra (WALKER et al., 2009). A conversão dessas terras ocorre principalmente por meio do desmate e da queima de vastas extensões, induzindo às alterações climáticas.

Nobre et al. (2007) elucidam que "a Amazônia pode ser considerada como uma região de grande risco do ponto de vista das influências das mudanças climáticas". Desta forma, compreender a interação entre o clima e a dinâmica de uso da terra é uma preocupação fundamental para avaliar a vulnerabilidade da Amazônia a essas mudanças (ARAGÃO et al., 2008).

1.1.1 Cenários no Uso da Terra

Demandas nacionais e internacionais por gado estão cada vez mais conduzindo à mudança no uso da terra. Apesar de áreas destinadas às pastagens continuarem sendo dominantes, o acelerado e abrangente crescimento da conversão de florestas em terras de cultivo, principalmente para a exportação de soja, definiu uma tendência de perda de floresta na Amazônia desde o início de 2000 (DAVIDSON et al., 2012).

Resultados do Projeto TerraClass divulgados em 2011 revelaram que até o ano de 2008, 60% da área desmatada na Amazônia foi convertida para a pecuária. Esse projeto é fruto da parceria entre a EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA (EMBRAPA) e o INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE) e versa sobre o uso das áreas desmatadas na Amazônia, com o intuito de mostrar o que foi feito com os 720 mil quilômetros quadrados de florestas já derrubadas.

Contudo, essa proporção não se mantém uniforme em toda a região Amazônica. Hayhoe et al. (2011) esclarecem que o cultivo de soja em grande escala no sul da Amazônia brasileira agora rivaliza com o desmatamento para conversão em

áreas de pastagens e que as consequências podem ser substanciais para a hidrologia local e regional, uma vez que a produção de soja modifica o equilíbrio da água e, consequentemente, pode alterar a hidrologia sobre grandes áreas do sul de nossa Amazônia.

Estudo realizado por Costa et al. (2007), ao comparar as mudanças climáticas na Amazônia causadas pela expansão do cultivo de soja com as causadas pela expansão das áreas de pastagens, mostrou que o expressivo aumento do albedo em uma área com soja acarreta uma diminuição da precipitação significativamente acentuada, quando comparada às mudanças que ocorrem em uma área com pastagem.

Essa tendência de conversão de floresta madura para fins agrícolas está relacionada com uma grande porção do processo de queima que ocorre após os eventos de desmatamento (LIMA et al., 2012). De forma que para Aragão et al. (2008), a pressão antropogênica relacionada à mudança no uso da terra é decisiva para determinar a sazonalidade e os padrões anuais de ocorrência de incêndios.

O desmatamento em curso está baseado nos procedimentos de corte e queima e o uso da queimada para manejo da terra intensificará o impacto das secas, uma vez que a zona de maior risco de seca na região Amazônica (sudeste e leste) é também a zona de mais ativo desmatamento. Portanto, uma grande área de borda da floresta estará sob maior risco de incêndios (ARAGÃO et al., 2008; MALHI et al., 2008).

Esse aumento, de acordo com Lapola et al. (2011), ocasionaria um impacto negativo no estoque de carbono, na diversidade biológica, na saúde humana e pode comprometer a eficácia das políticas de redução de emissões, como a Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação (REDD).

Estudos realizados pelos mesmos autores em fronteiras do desmatamento no sudoeste da Amazônia brasileira com a finalidade de testar as hipóteses de que o fogo e o desmatamento seguem uma estrutura espacial e que ambas as variáveis estão espacialmente correlacionadas, indicaram que sem qualquer adaptação, as mudanças climáticas podem exercer um impacto crítico sobre os rendimentos das culturas comumente cultivadas na Amazônia.

A produtividade da soja, de acordo com os autores, seria reduzida em 44% no pior cenário e as projeções na produção agrícola e pecuária, num cenário de mudança

climática regional grave, prevêem o desmatamento adicional de 181.000 km^2 (120%) na Amazônia e 240.000 km^2 (1273%) no Cerrado comparado com um cenário de alterações climáticas moderado.

No entanto, mesmo que a taxa de desmatamento na Amazônia brasileira fosse cessada até 2020 (e do Cerrado até 2025) seria necessária uma redução de 26 a 40% na produção de gado até 2050 ou a duplicação da densidade média de gado de 0,74 para 1,46 cabeça por hectare (LAPOLA et al., 2011).

Essas recomendações seguem na contramão da expansão da economia local e dificilmente serão implantadas metas que contemplem grandes mudanças em um curto espaço de tempo. Assim, enquanto os governantes não se empenham em implementar políticas eficientes para a mitigação das forçantes que induzem às mudanças climáticas, a Floresta Amazônica continuará altamente vulnerável a perdas durante as próximas décadas (MEIR; WOODWARD, 2010).

1.1.2 Eventos de Seca

A Floresta Amazônica enfrenta sérias ameaças à sua sobrevivência frente aos cenários de mudanças globais, que mostram indícios de uma Amazônia gradualmente mais quente e mais seca (FEARNSIDE, 2009a). Resultados de um estudo realizado por Cox et al. (2008), sobre o risco de a Amazônia secar, indicaram que a probabilidade de uma seca tão grave como a de 2005 foi de 5% no ano de 2005, mas pode aumentar para 50% até 2025 e chegar a 90% até 2060.

A pesquisa de Cox et al. (2008) teve a finalidade de comparar os dados de precipitação medidos no século 20 com os resultados do HadCM3LC, modelo que acopla o ciclo do carbono ao clima e que foi baseado no modelo HadCM3 do Centro de Hadley.

Para os autores, o gradiente de temperatura da água da superfície entre o Oceano Atlântico Norte e o Atlântico Sul foi o responsável pela seca de 2005 no oeste e sudoeste da Amazônia, possivelmente umas das mais severas em pelo menos cem anos (MARENGO et al., 2011b). Por causa da redução das cargas de aerossol sobre o oceano nessa região, houve um aumento da mancha de água quente. Essa problemática deve se intensificar nas próximas décadas como resultado da

continuação do aquecimento global (FEARNSIDE, 2009a).

Eventos extremos como esse podem tornar-se mais frequentes num cenário futuro de aumento de CO_2 e diminuição de aerossóis (NOBRE et al., 2007). Nessa seca, vastas áreas do poderoso Rio Amazonas foram atingidas e impactaram a subsistência das populações ribeirinhas, de forma que forneceu aos cientistas uma rara oportunidade de investigar a maior floresta tropical do mundo em extrema aflição (MARENGO et al., 2011a).

Em 2010, outra seca atingiu novamente a região, superando as projeções de que em média a Amazônia sofreria um evento extremo (de cheia ou seca) a cada dez anos (MARENGO et al., 2011b). A severidade da seca de 2010 e o potencial de danos para a vegetação da região superou a de 2005 (XU et al., 2011), reforçando a hipótese de Cox et al. (2008) de que tais extremos podem se tornar mais frequentes e intensos.

A seca é possivelmente a maior ameaça climática para as florestas tropicais, uma vez que as variações naturais na disponibilidade de água afetam o ecossistema tropical mais profundamente do que qualquer outra variável (MEIR; WOODWARD, 2010).

Costa et al. (2010) salientam que a compreensão da dinâmica da água nas florestas tropicais pode contribuir significativamente no planejamento de conservação dessas regiões e também no desenvolvimento de modelos da vegetação-atmosfera e do uso da terra.

Ao considerar que o Norte da Região Amazônica era úmido de 1950-1976, mas desde 1977 está secando, Dore (2005) cientifica que não há dúvida de que as mudanças observadas no padrão dos dados de precipitação são a assinatura das mudanças climáticas globais.

De acordo com Lewis et al. (2011), as duas recentes secas na Amazônia permitem inferir que o mecanismo pelo qual as florestas tropicais da América do Sul continuam intactas pode mudar. A ação que empreendem atualmente de contenção do aumento do CO_2 atmosférico pode ser convertida e passar a acelerá-lo, visto que na maioria dos anos, as florestas são um sumidouro de carbono, mas a seca reverte essa condição.

Os autores expõem que duas grandes secas em uma década podem compensar

os ganhos líquidos de aproximadamente 0,4 Pg C a^{-1} da Floresta Amazônica intacta em relação aos anos sem eventos de seca. Assim, as repetidas secas podem ter impactos importantes em escala decadal sobre o ciclo global do carbono, além de afetar diretamente os povos da Amazônia e sua biodiversidade (PHILLIPS et al., 2009).

1.1.3 Gases de Efeito Estufa

Os impactos do desmatamento das florestas e cerrado da Amazônia brasileira são graves para a biodiversidade e para as emissões de gases de efeito estufa (FEARNSIDE et al., 2009b). Perdas substanciais da Floresta Amazônica e da diversidade de espécies podem causar impactos climáticos em escala regional, intercontinental e global por meio do aumento da concentração de CO_2 na atmosfera e mudanças no balanço global dos principais gases estufa como o óxido nitroso e o metano (MEIR; WOODWARD, 2010).

Ballantyne et al. (2012) divulgaram que cerca de 350 ± 29 milhões de toneladas de carbono foram emitidas para a atmosfera por seres humanos de 1959 a 2010, das quais aproximadamente 60 milhões de toneladas foram provenientes do uso da terra e 290 milhões da queima de combustíveis fósseis. Desse montante, 55% foi transferido para a terra e os oceanos, mas um total de 45% permaneceu na atmosfera.

A elevação da concentração de CO_2 propiciou a observação de notáveis mudanças climáticas, como o aumento global da temperatura, a elevação do nível dos oceanos e a alteração no ciclo hidrológico que regula o regime de chuvas (ARTAXO, 2004).

Pesquisas desenvolvidas em uma floresta tropical semidecídua no norte do Estado do Mato Grosso indicaram que os episódios sazonais e interanuais de seca afetam o equilíbrio de CO_2 (VOURLITIS et al., 2011). Isso enfatiza a importância de reduzir incertezas nos efeitos diretos de CO_2 em ecossistemas tropicais (RAMMING et al., 2010).

A comunidade científica debateu expressivamente quanto ao aporte das florestas no processo de absorção do CO_2 excedente na atmosfera devido às ações

antrópicas. Estudos diversos conduzidos nas últimas décadas em diferentes regiões quantificaram a absorção ou liberação de CO_2 na atmosfera – floresta tropical úmida (GRACE et al., 1995; ARAÚJO et al., 2002; MILLER et al., 2004), floresta temperada (GOULDEN et al., 1996, HOLLINGER et al., 2004), floresta boreal (AMIRO, 2010). Esses estudos mostraram que, em geral, as florestas estão frequentemente absorvendo CO_2 da atmosfera.

Entretanto, os estudos realizados não são unânimes quanto a classificar a floresta como um sorvedouro de carbono. Vourlitis et al. (2001) encontraram um sistema em equilíbrio em uma floresta de transição (cerradão) no sul da Amazônia. No leste da Amazônia, Saleska et al. (2003) observaram que a floresta foi uma fonte líquida de 1,4 t C ha^{-1} a^{-1} para a atmosfera.

A Amazônia é essencialmente equilibrada no que concerne ao carbono, embora as causas que levam algumas regiões a se apresentarem como fontes e outras como sumidouros de carbono não sejam totalmente claras (HOUGHTON et al., 2009). Entretanto, existem indícios de que as florestas intactas podem estar ajudando a desacelerar a taxa de aumento do CO_2 atmosférico (FEARNSIDE, 2003) e, consequentemente, os efeitos das mudanças climáticas.

Os impactos das mudanças climáticas devem ser uma consideração importante na definição de políticas que afetem tanto a mudança no uso da terra quanto as emissões globais de gases estufa (FEARNSIDE, 2004). Posto que a ciência ainda não consegue precisar quão próximos estamos de um possível ponto de ruptura do equilíbrio dos ecossistemas, é imprescindível ponderar que um colapso de partes da floresta tropical ocasionará implicações adversas e permanentes para o planeta Terra (NOBRE et al., 2007).

1.2 BALANÇO DE ENERGIA

O balanço de energia da superfície terrestre é fundamental para todos os modelos de interação entre a superfície terrestre e a atmosfera (CULF et al., 2004), como por exemplo, para o desenvolvimento e validação de modelos numéricos e algoritmos de sensoriamento remoto (BROTZGE; CRAWFORD, 2003).

Considerando a importância desses modelos nos cenários das projeções climáticas, Culf et al. (2004) salientam que as incertezas e possíveis erros devem ser citados com mais frequência na literatura no intutito de não propagá-los por meio das previsões que são geradas e divulgadas.

O fechamento do balanço de energia é frequentemente analisado como meio de avaliar a qualidade das medidas de fluxos de energia obtidas pelo método de covariância de vórtices turbulentos (WILSON et al., 2002; ONCLEY et al., 2007), mas nem sempre é possível encontrar um resultado satisfatório, uma vez que a maior parte das pesquisas apresenta um fechamento de aproximadamente 80% (ARAÚJO, et al., 2002; DA ROCHA et al., 2004; VON RANDOW et al., 2004; VOURLITIS, et al., 2008).

Wilson et al. (2002), em estudo feito sobre o FBE em 22 sítios e 50 anos de dados do projeto Fluxnet (BALDOCCHI et al., 2001), relataram que a principal motivação da rede é quantificar o ciclo do carbono sobre ecossistemas ao redor do globo e que o não fechamento do balanço de energia encontrado no estudo da ordem de 20% pode ser uma evidência de que as estimativas dos fluxos de CO_2 tenham erros, embora o resultado não seja conclusivo, pois erros nos cálculos do balanço de energia podem ser independentes das medidas de fluxo de CO_2 e vice-versa.

A importância de resolver o problema do FBE foi salientada por Leuning et al. (2012), ao exemplificar que dentre muitas aplicações, os dados da rede de estações de fluxos do projeto Fluxnet são utilizados para testar e parametrizar modelos climáticos e para desenvolver mapas globais empíricos dos fluxos de vapor d'água e CO_2.

Diferentes estudos identificaram e discutiram as várias fontes de erro no FBE nos últimos anos (CULF et al., 2004; FOKEN et al., 2006; MAUDER et al., 2007). Foken (2008b) apresentou os resultados de vinte anos de pesquisas sobre os problemas no FBE e destacou que o não fechamento do balanço energético pode ser um problema de escala na coleta dos dados; uma vez que o saldo radiômetro apresenta escala horizontal de 10 m e os dados de fluxos de energia de 100 m.

Mesma consideração já havia sido feita por Aubinet et al. (2001) ao alegarem que a causa mais importante no défice do fechamento do balanço de energia em

terrenos heterogêneos é a diferença entre a área de representatividade (*footprint*) do método EC e do saldo radiômetro.

Outra questão destacada por Foken (2008b) foi a falha nas medidas de fluxo de calor no solo, por não apresentar medidas de armazenamento. Meyers & Hollinger (2004) analisaram o armazenamento no solo e verificaram que melhora o fechamento do balanço. Ao considerar a energia armazenada na biomassa e no teor de água do dossel, no solo e no processo de fotossíntese em culturas de soja e milho, os autores verificaram uma considerável diminuição no valor do resíduo do FBE (percentual de quanto faltou para fechar o balanço de energia), que passou de 16% para 6%.

Ao analisar a relação entre o FBE e a heterogeneidade da superfície em 176 ecossistemas da base de dados do Fluxnet, Stoy et al. (2013) identificaram que uma causa importante para o não fechamento do balanço de energia em alguns sítios diz respeito à heterogeneidade da superfície. Enfatizaram também que um maior entendimento dos mecanismos de transporte dos fluxos e dos termos de armazenamento de energia irá agregar valor às observações dos fluxos de energia.

Oncley et al. (2007) participaram de um experimento sobre o balanço de energia denominado EBEX-2000, cujos resultados foram divulgados em três partes distintas. Na primeira parte, os autores supracitados cientificaram que a atenção crítica à calibração e manutenção de todos os sensores é essencial para obter os fluxos de hora em hora em boas condições. Apesar de todos os cuidados, o conjunto de dados do EBEX-2000 apresentou um desequilíbrio na ordem de 10% que os autores não foram capazes de explicar.

Em 1994 foi realizado um seminário na França cujo tema principal foi a superestimação dos dados de saldo de radiação, pois na maioria das vezes, ao analisar o FBE, a energia disponível era maior do que os fluxos de energia.

Resultados do projeto ChinaFlux, sobre a avaliação do FBE, corroboram esse fato ao evidenciar que em geral as medidas dos fluxos turbulentos de calor sensível e latente foram subestimadas e/ou a energia disponível foi superestimada (LI et al., 2005). Mesmo resultado foi encontrado por Kidston et al. (2010) em uma área onde os pinheiros sofreram um corte raso.

Embora atualmente saldos radiômetros como o CRN1 da Kipp & Zonen superestimem de 3 a 5%, um valor relativamente menor do que os 10 a 20% de

superestimação registrados pelos saldos radiômetros antigos (CULF et al., 2004), esse problema ainda não foi solucionado.

Prova disso são os resultados divulgados por Kohsiek et al. (2007) referentes à terceira parte do experimento EBEX-2000, que versa sobre o comportamento e a qualidade das medidas de radiação. Os autores reportaram erros nas medidas do saldo de radiação de no máximo 25 W m^{-2} (5%) durante o dia e de 10 W m^{-2} durante a noite.

De acordo com Foken (2008b), a qualidade dos dados e precisão das medições dos fluxos turbulentos aumentou significativamente nos últimos dez anos e não pode ser um argumento para o não fechamento do balanço de energia. O autor sugere que o fechamento pode ser possível se incluir trocas turbulentas de pequenos vórtices (*eddy covariance*) e também de grandes vórtices (cintilômetros ou sensores aerotransportados), representados na Figura 1.

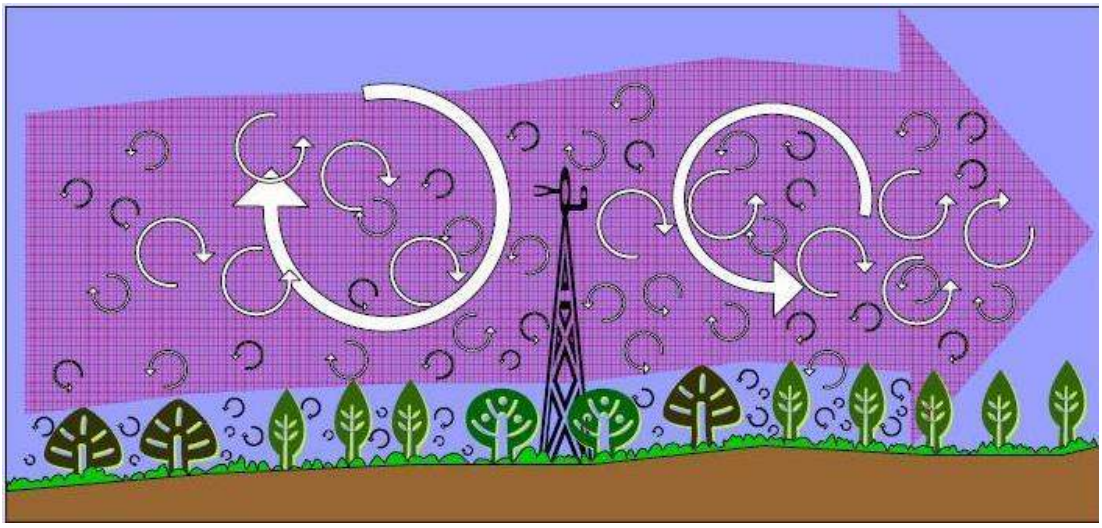


Figura 1 – Representação dos vórtices turbulentos.
Fonte: Burba & Anderson (2007).

A energia é transferida continuamente de grandes para pequenos vórtices até que seja dissipada. Grandes vórtices (macroescala de turbulência) representam o comprimento ou a escala de tempo dos vórtices que recebem a maior parte da energia proveniente do fluxo médio. Pequenos vórtices (microescala de turbulência) representam o comprimento ou a escala de tempo de dissipação da maioria dos vórtices (ARYA, 2001; FOKEN, 2008a).

Von Randow et al. (2008) instalaram um cintilômetro perto de um sistema EC no intuito de analisar as condições de variação de baixa frequência e discutir a capacidade desse sensor de espacializar sinais turbulentos. Os resultados denotaram que o cintilômetro apresentou maiores valores de fluxos do que o sistema EC, amostrando em um mesmo intervalo de tempo um número maior de vórtices.

Embora não tenha sido possível realizar o FBE com os dados do cintilômetro devido à limitação de fornecer apenas medidas de fluxo de calor sensível, os autores ponderam que é razoável esperar que o resíduo do FBE pudesse reduzir ao contabilizar os fluxos mais elevados medidos pelo cintilômetro.

A Conferência Internacional de Transportes Atmosféricos e Químicos em Ecossistemas de Florestas, que ocorreu em 2009 na Alemanha, realizou um painel de discussão para determinar as fontes do problema do FBE. Esse painel não deu uma resposta para todas as questões, mas assegurou que desde o seminário de 1994 muitos progressos têm sido alcançados no sentido de encontrar razões para o referido problema (FOKEN et al., 2011).

Mediante os resultados apresentados, Foken et al. (2011) salientam que não há nenhuma maneira simples de corrigir o FBE e esse não pode ser usado para avaliar a precisão das medições de fluxos de gases traço, nem pode ser usado para corrigi-los.

Desta forma, o fechamento do balanço de energia continua sendo uma das maiores preocupações da micrometeorologia (MICHILES; GIELOW, 2008) visto sua contribuição na compreensão dos fluxos de dióxido de carbono e, portanto, das mudanças climáticas.

1.3 SISTEMA *EDDY COVARIANCE* E LIMITAÇÕES

O entendimento da dinâmica dos fluxos de energia em regiões tropicais foi limitado, não raras vezes, pela ausência de informações devido às falhas no processo de coleta de dados micrometeorológicos de longo prazo, seja por restrições inerentes aos equipamentos ou às condições climáticas.

O sistema EC é um dos métodos micrometeorológicos mais amplamente

utilizados para medir as trocas totais de CO_2, H_2O e calor sensível no ecossistema. Os fluxos são medidos com instrumentos de resposta de alta frequência suficiente para medir as flutuações turbulentas que contribuem para o fluxo em um ponto acima da superfície (LEUNING; JUDD, 1996).

O método se baseia em um princípio de determinação direta dos fluxos que calcula a correlação entre os desvios temporais de alta frequência da velocidade vertical do vento com os desvios temporais da velocidade do vento horizontal (fluxo de *momentum*), da temperatura do ar (fluxo de calor sensível), da umidade do ar (fluxo de calor latente) e da concentração de CO_2 (fotossíntese, respiração e fotorrespiração).

De acordo com Goulden et al. (1996), esse sistema de medidas permite, desde que observadas as duas limitações e fazendo as devidas parametrizações, avaliar com suficiente confiança os fluxos turbulentos. Para garantir a qualidade dos dados gerados pelo método EC, algumas suposições devem ser atendidas. Burba & Anderson (2007) relacionaram as principais:

a) a medida realizada em um ponto pode representar uma área contrária ao sentido do vento (*upwind*);

b) as medidas são feitas no interior da camada limite de interesse;

c) o *footprint*[1]/*fetch*[2] é adequado, uma vez que os fluxos são medidos unicamente na área de interesse;

d) os fluxos são completamente turbulentos, pois a maior parte da transferência vertical é feita por *eddies* (vórtices turbulentos);

e) o terreno é horizontalmente homogêneo;

f) as flutuações de densidade são insignificantes;

---

[1] *Footprint* é a área de representatividade de um dado sensor no registro das medidas (BURBA; ANDERSON, 2007).

[2] *Fetch* se refere à distância média da torre ao descrever o *footprint* (BURBA; ANDERSON, 2007).

g) as divergências e convergências dos fluxos são insignificantes;

h) os instrumentos podem detectar alterações pequenas com frequências elevadas.

Esses pressupostos, na prática, nem sempre são atendidos, principalmente nas florestas tropicais. Segundo Baldocchi et al. (1988), as condições naturais do meio ambiente são raramente ideais. Entretanto, Massman (2000) avalia que é possível fazer uso de um rigoroso modelo experimental para corrigir as medidas de fluxos ou minimizar as perdas.

Em breve revisão sobre medidas de fluxos em difíceis condições, Finnigan (2008) avaliou que, embora ainda existam alguns problemas sistêmicos remanescentes que minam a confiança nos resultados de torres de fluxo, muitos deles não são simples e que exigirão da comunidade científica um esforço experimental e teórico para solucioná-los.

O referido autor dividiu em três categorias os problemas encontrados em torres de fluxos:

a) instrumental – inclue o posicionamento do anemômetro sônico e dos sensores escalares, a perda de frequência nos sensores de caminho fechado e a correção Webb-Pearman-Leuning (WPL) nos sensores de caminho aberto;

b) operacional – remete ao preenchimento de falhas devido ao registro de dados estar incompleto;

c) fluxo de base – resulta das trocas da superfície não poderem ser equiparadas à soma dos fluxos de *eddy* e o armazenado.

Kessomkiat et al. (2013) expuseram uma divisão diferente, de forma que os erros são separados em uma parte sistemática e outra aleatória. Erros sistemáticos estão ligados ao problema do FBE e uma possível subestimação dos fluxos de calor sensível e latente. A parte referente aos erros aleatórios está relacionada aos erros

instrumentais, heterogeneidade do *footprint* e à turbulência.

Outro ponto de questionamento diz respeito às técnicas para medir as flutuações das concentrações de vapor d'água e de CO_2 utilizando analisadores de gás por infravermelho de caminho fechado e aberto. Uma detalhada descrição das vantagens e desvantagens dessas técnicas foi realizada por Leuning & Judd (1996), os autores discorrem que ambas as técnicas têm seus méritos e também problemas conceituais e práticos.

Por exemplo, a técnica de caminho fechado atenua a amostra de ar que passa pelo tubo enquanto a de caminho aberto pode causar instabilidade na calibração dos instrumentos devido às variações diurnas da temperatura.

Estudos discordam quanto à existência de diferenças nas medidas. Wilson et al. (2002) em estudo sobre a relação entre o FBE e as consequências para interpretar os fluxos de CO_2 (utilizando dados de 22 sítios conforme já foi mencionado), concluíram que não existe diferença clara entre os analisadores de gás de caminho fechado e aberto.

No entanto, Haslwanter et al. (2009) realizaram um estudo para avaliar a tendência a longo prazo das medidas do sistema EC de caminho aberto e fechado e encontraram diversas diferenças entre os métodos. As medidas de caminho fechado tenderam a subestimar as de caminho aberto em condições de alta temperatura do ar, velocidade do vento e radiação global e baixa umidade relativa do ar.

Ao integrar os dados em um ciclo anual, os autores supracitados verificaram que o sistema de caminho fechado rendeu em média um valor positivo da troca de CO_2 no ecossistema (25 g C m^{-2} a^{-1} contra 0 g C m^{-2} a^{-1}) e uma menor evapotranspiração (465 mm a^{-1} contra 549 mm a^{-1}) quando comparado ao sistema de caminho aberto.

Estudos mostram que é necessário ter cautela na descrição do comportamento dos fluxos noturnos de CO_2 medidos por esse sistema (KRUIJT et al., 2004; AUBINET, 2008), pois durante a noite quando a produção de CO_2 é intensa e ocorrem ventos fracos, o gás concentrado no dossel da floresta é drenado para locais mais baixos devido ao desnível no terreno (ARAÚJO et al., 2002), aumentando a incerteza na integração dos fluxos anuais de carbono (MILLER et al., 2004).

Baldocchi (2003) apresentou uma revisão sobre o passado, o presente e o

futuro do EC para avaliar as trocas de carbono nos ecossistemas e divulgou que quando os fluxos são oriundos de sítios quase ideais, o erro da troca líquida anual de CO_2 é menor que ±50 g C m^{-2} a^{-1}.

Existe um reconhecimento crescente dentro da comunidade científica que trabalha com o sistema EC de que a quantificação das incertezas relacionadas a essas medidas deve ser melhor assistida (MAUDER et al., 2013), para que no futuro as estimativas do balanço global de carbono sejam mais representativas.

Mais detalhes sobre problemas e incertezas referentes ao sistema EC podem ser encontrados em (WEBB et al., 1980; MOORE, 1986; MONCRIEFF et al., 1996; FALGE et al., 2001a, 2001b; LIEBETHAL; FOKEN, 2003; GASH; DOLMAN, 2003; MOLEN et al., 2004; LOESCHER et al., 2006; RICHARDSON et al., 2008; BILLESBACH, 2011).

Apesar da série de problemas possíveis, Baldocchi (2008) pondera que a comunidade que trabalha com os fluxos de carbono produz muitos resultados coerentes e que a continuidade do funcionamento da rede global de fluxos deve ser incentivada para que as técnicas que proporcionam o entendimento das trocas de fluxos entre a biosfera e a atmosfera se mantenham em contínuo aprimoramento, na esperança de alavancar o conhecimento que a humanidade possui sobre as constantes mudanças em nosso planeta Terra.

1.4 MÉTODO DE MONTE CARLO

Na busca por deteminar características das incertezas estocásticas inerentes às medidas noturnas do sistema EC, Richardson & Hollinger (2005) utilizaram o Método de Monte Carlo (MMC) para determinar as distribuições aproximadas de probabilidade para os parâmetros do modelo adequado da respiração do ecossistema, uma vez que os autores mostraram que o método dos mínimos quadrados, embora usualmente utilizado para ajustar um modelo da respiração do ecossistema, não é adequado para esse tipo de dado.

Antes de apresentar uma definição do método e exemplicação de aplicações, será relatado brevemente o surgimento do MMC e seu contexto histórico que está

diretamente relacionado com as técnicas de amostragem estatística.

As técnicas de amostragem estatística haviam caído em desuso devido à dificuldade de realizar os cálculos manualmente, mas o desenvolvimento do primeiro computador eletrônico no ano de 1949 – o ENIAC, criado pelo físico John W. Mauchly e o engenheiro John A. P. Eckert Jr e outros pesquisadores da universidade da Pensilvânia, Estados Unidos – propiciou novo rumo ao uso da técnica.

Em meio aos esforços do matemático polonês Stanislaw M. Ulam e do matemático húngaro John von Neumann em tornar as técnicas de amostragem estatística de fácil manuseio, eis que surge o método de Monte Carlo (METROPOLIS, 1987).

O MMC consiste em um método de resolução de problemas matemáticos complexos (SOBOL, 1994), equacionados por meio de simulações que podem ser representadas por processos estocásticos[3].

O termo simulação é definido por Rubinstein (1981) como uma técnica de realizar amostragem com o modelo do sistema. Essa definição geral é muitas vezes nomeada de simulação em um sentido amplo. Em um sentido mais restrito, o pesquisador define como simulação estocástica uma amostragem estatística com o modelo do sistema.

Essa amostragem envolve todos os problemas estatísticos de análise do projeto. Devido à amostragem de uma distribuição particular envolver a utilização de números aleatórios, a simulação estocástica é às vezes denominada de simulação de Monte Carlo (RUBINSTEIN, 1981).

Stanislaw M. Ulam e John von Neumann utilizaram a técnica para resolver problemas de simulação do comportamento da difusão de nêutrons, que mais tarde auxiliaria no projeto Manhattan, responsável pelo desenvolvimento das primeiras bombas atômicas.

Além da criação do ENIAC, no ano de 1949, foi publicado o primeiro artigo sobre o método por Metropolis e Ulam, intitulado "*The Monte Carlo method*" e, em meados de 1949, de acordo com Metropolis (1987), foi realizado em Los Angeles o primeiro simpósio sobre o tema, patrocinado pela Corporação *Rand*, o *National Bureau of Standards* e o Laboratório *Oak Ridge*.

---

[3] Processo estocástico é definido, segundo Kac & Logan (1979), como qualquer processo cuja evolução pode ser analisada em termos de probabilidade.

Devido ao avanço da capacidade de processamento dos computadores observou-se nas duas últimas décadas um crescimento na utilização do MMC e técnicas para modelagem e simulação de sistemas cada vez mais complexos e sofisticados (VAZ, 2010).

Prova disso é que o MMC tem sido uma ferramenta essencial em diversas áreas da ciência, dentre elas: economia (COURARD-HAURI, 2007); medicina (GARCÍA-PAREJA et al., 2010); medicina nuclear (BUVAT; LAZARO, 2006); biologia (MODE; GALLOP, 2008); ecologia (GUIOT et al., 2000; MARTIN; AYESA, 2010); física do clima (DING; ARAI, 2009); climatologia (RAMÍREZ et al., 2008; TANG et al., 2010); engenharias (HAARHOFF; MATHEWS, 2006; KEIRSTEAD; SHAH, 2011; VITHAYASRICHAREON; MACGILL, 2012).

Na física, o método foi reconhecido como a única abordagem capaz de fornecer um modelo viável para o transporte de nêutrons (FISHMAN, 1995). Também foi utilizado na modelagem de temas considerados preocupantes, como é o caso de uma futura escassez dos combustíveis fósseis (MONTES et al., 2011). Em função disso, há muitos estudiosos buscando desenvolver tecnologias relacionadas às energias renováveis.

Os autores explanam em seu estudo que por causa do alto grau de incerteza em relação à viabilidade da construção de parques eólicos, a obtenção de financiamentos pode ser comprometida. Os autores concluíram que o MMC é uma excelente ferramenta para a gestão de riscos econômicos para esse tipo de investimento.

Os riscos de inundações têm sido outro tema de preocupação mundial. Tema esse associado às mudanças climáticas. No Brasil apenas recentemente foi criado o Centro Nacional de Monitoramento e Alertas de Desastres Naturais (CEMADEN) com o objetivo de alertar algumas cidades brasileiras contra enchentes e deslizamentos, mas ainda é um centro lentígrado.

Em decorrência das muitas enchentes que o centro monumental da cidade de Roma sofreu por causa do Rio Tibre (a última cheia significativa ocorreu em 1937) Natale & Savi (2007) utilizaram o MMC para desenvolver simulações que indicaram, com tempo de retorno superior a 180 anos, que graves enchentes ocorreriam na periferia norte de Roma, enquanto eventos extremos, com tempo de

retorno de 1000 anos, culminariam na submerção de grande parte do centro monumental de Roma.

Diversas referências de trabalhos que utilizam o MMC para investigar os fenômenos climáticos são encontradas na literatura. Graveline et al. (2012) ponderam que a maioria dos modelos utilizados para avaliar o impacto ambiental das políticas agrícolas sobre os recursos hídricos são determinísticos e só pode refletir incertezas por meio de análises de cenários. Entrementes, propuseram uma metodologia para avaliar a incerteza utilizando simulações de Monte Carlo. Os resultados apontaram uma queda na renda agrícola devida à evolução da poluição de águas subterrâneas por lixiviação de nitrato e a quantidade de água utilizada para irrigação em duas regiões na França.

Zhao & Zheng (2006) pesquisaram sobre a influência do tipo de precipitação na remoção do aerossol em suspensão na atmosfera, uma vez que a precipitação tem um excelente papel na qualidade do ar. Os resultados evidenciaram que – considerando a distribuição lognormal para os tamanhos da gota de chuva e do aerossol – o aumento da intensidade de precipitação pode ajudar a limpar aerossóis de qualquer tamanho. Observaram também que qualquer tipo de precipitação elimina os aerossóis maiores de forma mais eficaz do que os aerossóis menores.

Ballantyne et al. (2012) utilizaram o MMC para calcular a incerteza no estudo que fizeram sobre a remoção de CO_2 para a terra e os oceanos nos últimos 50 anos. Os autores encontraram que a média da taxa de acúmulo de carbono na terra e nos oceanos tem aumentado a cada década. A taxa variou de $2,5 \pm 1,0$ Pg C a^{-1} na década de 1960 para $4,6 \pm 0,7$ Pg C a^{-1} na de 2000. Na atmosfera, o acúmulo médio aumentou de $1,8 \pm 0,12$ Pg C a^{-1} na década de 1960 para $4,1 \pm 0,06$ Pg C a^{-1} entre 2000 e 2010.

Mediante a diversidade de aplicações do MMC, Vaz (2010) em seu estudo sobre as perspectivas da evolução do MMC discorre que o futuro do método está relacionado à evolução da tecnologia no que concerne ao desenvolvimento de processadores cada vez mais sofisticados e robustos.

1.5 *BOOTSTRAP*

Métodos *bootstrap* são técnicas de simulação para avaliar as propriedades de repetidas amostragens de procedimentos estatísticos que não podem ser facilmente analisadas por métodos tradicionais (DAVISON et al., 1986; KLEIJNEN; DEFLANDRE, 2006).

Cada reamostragem é realizada com o mesmo número de elementos do conjunto de dados original com a finalidade de inferir sobre a distribuição aproximada de uma dada estatística, tais como: intervalos de confiança, estudo do viés de um estimador ou a realização de testes de hipóteses (HENDERSON, 2005).

Devido sua versatilidade, o método *bootstrap* pode ser implementado tanto de forma paramétrica quanto não paramétrica, uma vez que pode ser usado em muitas situações nas quais a teoria de distribuição necessária para apoiar métodos paramétricos não é satisfeita (HOLLANDER; WOLFE, 1999). O que difere é a maneira de obter a amostra, que no primeiro caso, desde que a distribuição dos dados seja conhecida, a amostra será composta realizando-se a amostragem diretamente nessa distribuição e os parâmetros desconhecidos serão substituídos por estimativas paramétricas. No caso não paramétrico, a amostra será composta retirando uma amostra com reposição, de tamanho *n,* da amostra original. Essa amostra é denominada amostra *bootstrap* (SILVA, 1995).

Nos casos em que não é possível calcular analiticamente a distribuição *bootstrap* ou característica dessa, é possível obter uma aproximação utilizando os princípios de simulações estocásticas de Monte Carlo para gerar estimadores dos parâmetros de interesse (SILVA, 1995).

Chernick & Friis (2003) relatam que essas estimativas, obtidas por meio de amostras *bootstrap* geradas pela aproximação do MMC, podem ser utilizadas para gerar os intervalos de confiança.

O método *bootstrap* foi inicialmente desenvolvido por Efron (1979) e divulgado no periódico *Annals of Statistics.* Decorridos mais de três décadas, o método continua sendo muito utilizado e recebeu inúmeros prêmios (SINGH; SEDORY, 2011).

Davison et al. (2003) expressam que uma das razões para o sucesso do

bootstrap está na simplicidade do método, o qual, complementado por (CHIOU et al., 2011) requer apenas uma parcela pequena dos dados para produzir uma representação confiável dos comportamentos estatísticos da população.

A precisão do método de *bootstrap* depende criticamente da similaridade (em termos de erros padrão ou percentis) da distribuição da replicação e da verdadeira distribuição (MUDELSSE; ALKIO, 2007). O *bootstrap* foi uma das primeiras técnicas estatísticas a fazer uso intensivo do computador, substituindo as tradicionais derivações algébricas por dados baseado em simulação computacional.

O uso dessa técnica abrange diversas áreas de pesquisa. O estudo de Tiwari & Chatterjee (2010) sobre a previsão horária de inundações revelou que a técnica de reamostragem *bootstrap* produz soluções mais consistentes e estáveis, o que pode melhorar a confiabilidade para adotar medidas preventivas, como o plano de evacuação da população das áreas de alto risco.

Martínez-Espinosa (2001) fez uso dessa técnica no estudo da resistência à fadiga em corpos-de-prova de madeira, para verificar a adequação do modelo polinomial ortogonal múltiplo com distribuição normal em diferentes situações experimentais. Utilizando 1000 simulações, o autor concluiu que o referido modelo pode ser utilizado para a análise de dados de fadiga tanto em corpos-de-prova de madeira sem emendas, quanto com emendas dentadas.

Recentemente, Tong et al. (2012) usaram intervalos de confiança por *bootstrap* para quantificar a incerteza das estimativas de emissão de gases de efeito estufa (GEE). No experimento verificaram que quando o conjunto de dados é pequeno (nesse caso, $9 \leq n < 30$) e não tem normalidade, o intervalo de confinça por *bootstrap* apresentou melhor resultado.

Por outro lado, quando o tamanho da amostra foi superior a 30, os resultados foram semelhantes, tanto utilizando a forma clássica de calcular o intervalo de confiança, quanto por *bootstrap*, para os casos em que os conjuntos de dados têm e não têm normalidade.

No artigo intitulado "*A short prehistory of the bootstrap*", Hall (2003) faz um breve relato das conexões do *bootstrap* com pesquisas de amostragem de dados espaciais na primeira metade do século passado. É dada particular atenção à obra do cientista e estatístico indiano Prasanta C. Mahalanobis devido sua contribuição aos

primeiros passos em direção a uma metodologia estatística baseada na experimentação.

Essa área da estatística mais tarde foi consolidada por Ronald A. Fisher, por ser aclamado como a figura mais representativa da fase da experimentação e criador dos métodos modernos de análise e delineamento de experimentos e por John W. Tukey, considerado o mais influente defensor da estatística experimental entre 1950 e 1980 (HALL, 2003; MEMÓRIA, 2004).

A experimentação proporcionou que a humanidade acumulasse muito conhecimento ao longo do tempo, mas somente há pouco mais de um século, a experimentação, ao ser formalizada por meio da estatística, se difundiu como técnica sistemática de pesquisa (VIEIRA, 2006).

Essa técnica faz parte da estatística probabilística que estuda o planejamento, execução, coleta de dados, análise e interpretação dos resultados provenientes de experimentos. No entanto, como experimentos são caros, mas uma exigência para a validação de modelos, cálculos de alta fidelidade (VAZ, 2010) podem auxiliar na obtenção de subamostras adquiridas por métodos de simulações.

1.6 CALIBRAÇÃO E VALIDAÇÃO DE MODELOS

Calibração do modelo é uma fase crítica no processo de modelagem e é necessário que seja feita uma abordagem sistemática desse processo. O sucesso da calibração será limitado principalmente pela natureza, quantidade e qualidade dos dados disponíveis e devido à complexidade do modelo. Limitações adicionais dizem respeito à eficácia das técnicas aplicadas, à disponibilidade de tempo, experiência adequada e recursos financeiros (JANSSEN; HEUBERGER, 1995).

Os autores mencionados acima esclarecem que, apesar de sua importância, as atividades necessárias para a calibração são muitas vezes desconsideradas e, em muitas situações, o modelo é calibrado na tentativa e erro até que o mesmo se ajuste aos dados, suscitando muitas vezes um sentido vago.

De acordo com Kleijnen (1995a), posto que a simulação do modelo esteja programada corretamente, o passo seguinte é a sua validação. Law & Kelton (2000)

definem que validação é o processo de determinar se um modelo de simulação (em oposição a um programa de computador) é uma representação acurada e precisa do sistema, para os objetivos particulares do estudo.

Um processo de validação estatística rigoroso exige que as respostas do modelo e o sistema real tenham os mesmos valores esperados (KLEIJNEN, 1995b). Dentre a diversidade de ferramentas estatísticas, o método mais simples para estabelecer uma relação funcional entre as variáveis é a regressão (CHATTERJEE; HADI, 2006), por isso figura entre os modelos mais amplamente utilizados.

1.6.1 Regressão

A regressão deve ser empregada quando o pesquisador supõe uma relação de causa e efeito entre duas variáveis e objetiva por meio da matemática explicitar essa relação (CALLEGARI-JACQUES, 2003).

A variável a ser estimada (*y)* é denominada de variável dependente ou variável resposta e a variável de entrada (*x)* é denominada variável independente ou fator. Por causa da relação de causa e efeito, a magnitude de *y* depende da magnitude de *x* e, portanto, pode ser prevista a partir da variável independente (SOKAL, 1995).

Existem algumas variações nos tipos de regressão, sendo a regressão linear simples a mais básica. Outras variantes são: regressão polinomial, regressão exponencial, regressão múltipla, regressão robusta, regressão *lowess*, etc.

1.6.1.1 Regressão Linear Simples

Essa técnica de regressão é denominada de simples por considerar um modelo linear com apenas uma variável dependente e outra independente. Esse modelo pode ser expresso conforme Equação 1.

$$Y = \alpha + \beta X + \varepsilon \qquad (1)$$

Em que: Y é a variável dependente; α é o intercepto (coeficiente linear); β é uma medida da inclinação da reta (coeficiente de regressão ou angular); X é a variável

independente do modelo e ε representa o erro aleatório.

O intercepto representa o valor no eixo *Y* onde a reta definida pela equação de regressão intercepta o eixo, por sua vez o coeficiente de regressão "representa o montante de variação na variável dependente em relação a uma unidade de variação na variável independente" (HAIR et al., 2009, p. 150).

A regressão linear simples em um contexto geral só deve ser realizada se forem satisfeitas algumas pressuposições, conforme elencam Draper & Smith (1998), Sokal (1995) e Callegari-Jacques (2003):

a) a relação entre as duas variáveis é linear;

b) os erros devem ter distribuição normal ou aproximadamente normal;

c) os erros devem apresentar variância constante (homocedasticidade);

d) os erros são independentes, ou seja, não estão correlacionados;

e) a variável independente foi medida sem erro.

Também deve ser verificada a adequação de um modelo de regressão linear por meio de um teste estatístico de hipóteses sobre o coeficiente de regressão e o intercepto do modelo de regressão, visto serem esses os parâmetros do modelo (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

1.6.1.2 Validação Cruzada

A validação cruzada foi empregada pela primeira vez para avaliar a validade de predição de uma equação de regressão linear (BROWNE, 2000). De acordo com Snee (1977) é um método eficaz de avaliação de um modelo de regressão.

A forma mais simples do método consiste no particionamento do conjunto de dados em duas subamostras, de forma que uma subamostra de tamanho $n - m$ é utilizada para a estimação dos parâmetros do modelo (calibração ou ajuste) e a outra

de tamanho *m* é empregada na validação do modelo[4] (STONE, 1974; ZUCCHINI, 2000).

Zucchini (2000) explicita que há um problema em decidir como selecionar o número de observações atribuído à amostra de validação, *m*. A proporção mais utilizada é considerar 70% dos dados para calibração do modelo e 30% para a validação. Outra forma utilizada fraciona 90% para a calibração e 10% para a validação.

Encontrar os tamanhos dos conjuntos de dados que serão utilizados para a calibração e para a validação não é tarefa fácil. Dentre as diversas formas de realizar o particionamento dos dados as três mais utilizadas são o método *holdout*, o *k-fold* e o *leave-one-out.*

O método *holdout* é o mais simples e consiste em particionar os dados em dois subconjuntos, mutuamente exclusivos, de forma que um será usado para o treinamento (calibração) e o outro para o teste (validação) do modelo (KOHAVI, 1995). Os particionamentos devem ser repetidos e ao final deve ser feita uma média dos erros obtidos.

A vantagem desse método, além da simplicidade, é que ele é computacionalmente rápido, a desvantagem é que pode apresentar alta variância dependendo da forma como foi realizado o particionamento e do número de repetições. De acordo com Kohavi (1995), ao assumir que a precisão aumenta se mais casos são observados, o método *holdout* não apresentará um bom desempenho, porque apenas uma porção dos dados é utilizada na validação.

Para realizar o particionamento *k-fold* é necessário dividir aleatoriamente o conjunto de dados em *k* subconjuntos, também mutuamente exclusivos e de tamanho aproximadamente igual. Então, um subconjunto é utilizado para a validação e os *k*-1 restantes são utilizados na calibração do modelo. Esse procedimento deve ser repetido *k* vezes até que todos os subconjuntos tenham sido utilizados para a validação, por isso também é denominado de estimativa de rotação. É dada maior confiabilidade à medida do erro encontrado no método *k-fold* porque a validação é feita com todos os dados (KOHAVI, 1995).

---

[4] *n* representa a quantidade de dados usados para calibrar o modelo e *m* a quantidade de dados usados para validar o modelo.

Na literatura clássica Estatística o método citado mais frequentemente é o *leave-one-out* (LOO), que é uma simplificação do *k-fold* (HADDAD et al., 2013). Nesse caso, a diferença é que *k* é igual ao número total de dados, o que acarreta um alto custo computacional para realizar o cálculo do erro para cada dado. Uma das consequências do método LOO é que ele tende a incluir componentes desnecessárias no modelo, o que o torna maior do que deveria ser (XU; LIANG, 2001).

1.6.1.3 Regressão Linear Robusta

Quando os pressupostos da regressão linear simples não são satisfeitos, Chernick & Friis (2003) salientam que pode ser usada a regressão linear robusta. Essa técnica é robusta à *outliers*, que são valores anormais ou extremos dentro de um conjunto de dados que costumam interferir nas estimativas obtidas pelo método de mínimos quadrados ordinários (MQO).

O estimador de regressão linear simples (MQO) é conhecido por ser altamente sensível às observações não usuais nos dados, e como resultado, estimadores mais robustos foram propostos como alternativa (GILONI et al., 2006).

As técnicas de regressão robusta são um complemento importante para a clássica técnica de MQO. Quando os dados são lineares e os erros se apresentam normalmente distribuídos, as respostas de ambas as técnicas são similares, mas diferem significativamente quando os erros não satisfazem as condições de normalidade ou quando os dados contêm *outliers* (S-PLUS, 1998).

Os *outliers* podem impactar tanto o coeficiente de regressão quanto o intercepto, pois na regressão clássica o desvio da linha de melhor ajuste é calculado pela soma do quadrado dos resíduos, que na presença de valores extremos apresentará maior magnitude (CHERNICK; FRIIS, 2003).

Wisnowski et al. (2003) enfatizam que os *outliers* têm se tornado comuns em experimentos com grande volume de dados, o qual requer análise e construção de modelos empíricos. O rápido avanço do poder da computação tem permitido o uso de estimadores de regressão robusta que, por ser um método computacionalmente mais intensivo que o dos mínimos quadrados ordinários, não era utilizado.

A regressão robusta tem a função de detetar os *outliers* (por meio de uma

função de ponderação) e minimizar sua influência na análise de regressão ao ponderar os pesos atribuídos aos resíduos da regressão. Desta forma, aos elementos divergentes do padrão do modelo linear é atribuído um menor peso. No entanto, uma análise não robusta de um conjunto de dados que contêm esses elementos usualmente induz a resultados errados (ROUSSEEUW; ZOMEREN, 1992).

Duas dificuldades práticas no uso da regressão robusta são enfatizadas por Draper & Smith (1998). A primeira diz respeito à escolha da função de ponderação e a segunda refere-se à escolha da constante de ajuste da função elegida como mais adequada, uma vez que alterações no valor da constante mudam significativamente os coeficientes da regressão.

2 MATERIAL E MÉTODOS

A abordagem sobre o local de estudo, o tratamento dos dados, os instrumentos e os procedimentos estatísticos utilizados, foi divida em vários tópicos para simplificar o entendimento de como o presente estudo foi encaminhado em suas diversas etapas:

a) definição da área de estudo;

b) descrição dos instrumentos e métodos;

c) análise das falhas e composição do banco de dados;

d) análise do fechamento do balanço de energia;

e) descrição dos procedimentos estatísticos utilizados nas análises.

2.1 ÁREA DE ESTUDO

2.1.1 Localização e Contexto Histórico

No período de janeiro a dezembro de 2008, foram realizadas medidas de saldo de radiação, fluxo de calor latente, fluxo de calor sensível e fluxo de calor no solo em uma área de floresta tropical úmida no sudoeste da Amazônia, em um sítio experimental pertencente à rede de torres do Experimento de Grande Escala da Biosfera-Atmosfera na Amazônia (Programa LBA).

O programa LBA possui vários sítios experimentais em funcionamento na região Amazônica brasileira, há pelo menos 14 anos, com a finalidade de estudá-la para melhorar a compreensão sobre a floresta e seu papel no sistema climático global. Busca também, entre outras ações, acompanhar as mudanças no uso da terra e analisar os fatores socioeconômicos que impulsionam o desmatamento para construir

uma base científica que auxilie na compreensão de como a região pode se desenvolver de forma sustentável (ARTAXO, 2012), sendo esse um gargalo das políticas voltadas para a área ambiental no contexto atual.

A área de floresta tropical está localizada na Reserva Biológica do Jaru (REBIO Jaru), 10°11'11,4''S; 61°52'29,9"W, em Rondônia (Figura 2). A REBIO Jaru é uma unidade de conservação federal de proteção integral do bioma amazônico, criada pelo Decreto 83.716, de 11 de julho de 1979, sob a tutela do Instituto Chico Mendes de Conservação da Biodiversidade (ICMBio).

A reserva engloba os municípios de Ji-Paraná, Machadinho d'Oeste e Vale do Anari e faz fronteira na porção leste com o Estado de Mato Grosso. Partes dos limites da reserva são delimitadas por rios e igarapés conforme segue: Rio Machado no limite oeste, Igarapé Água Azul no limite sul (que faz divisa com a Terra Indígena Igarapé Lourdes) e pelo Igarapé Buenos Aires ao norte (IBAMA, 2006).

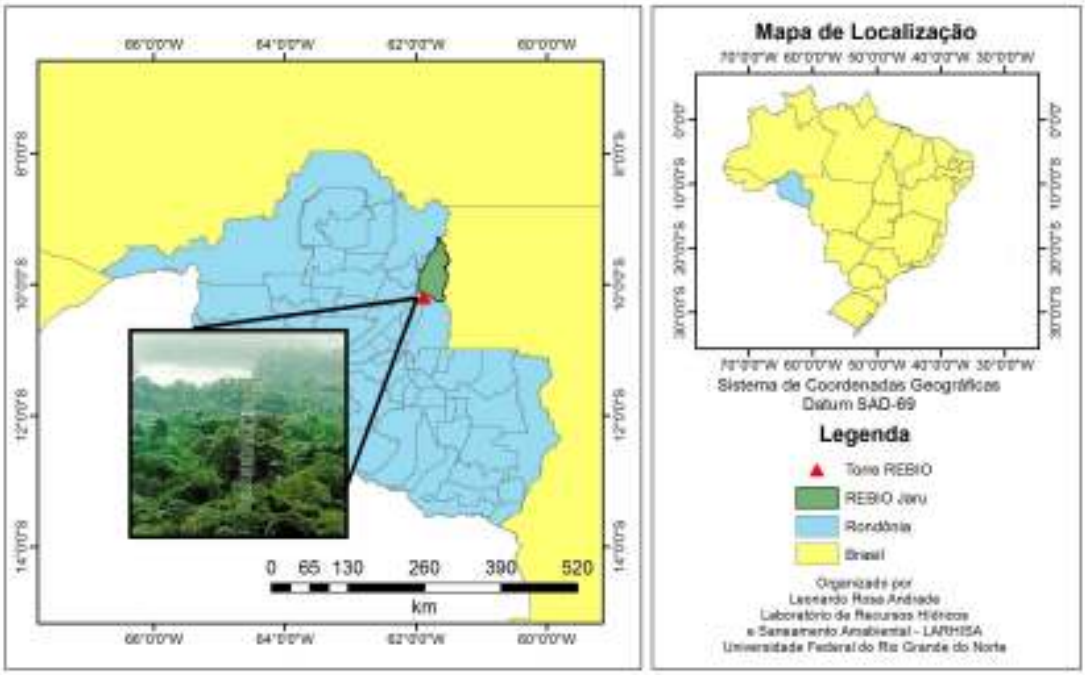


Figura 2 - Localização da torre micrometeorológica na Reserva Biológica do Jaru – Rondônia.
Fonte: Gomes (2011).

Em virtude das áreas de proteção que foram criadas, mais de 50% do município de Ji-Paraná está preservado, conforme pode ser observado na Figura 3. A

REBIO Jaru integra 30,3% da área e a Terra Indígena Igarapé Lourdes, que abriga duas etnias, os povos Gavião e Arara, participa com 26,9% (VIEIRA, 2013). Desta forma, a área antropizada não indígena corresponde a 42,8%.

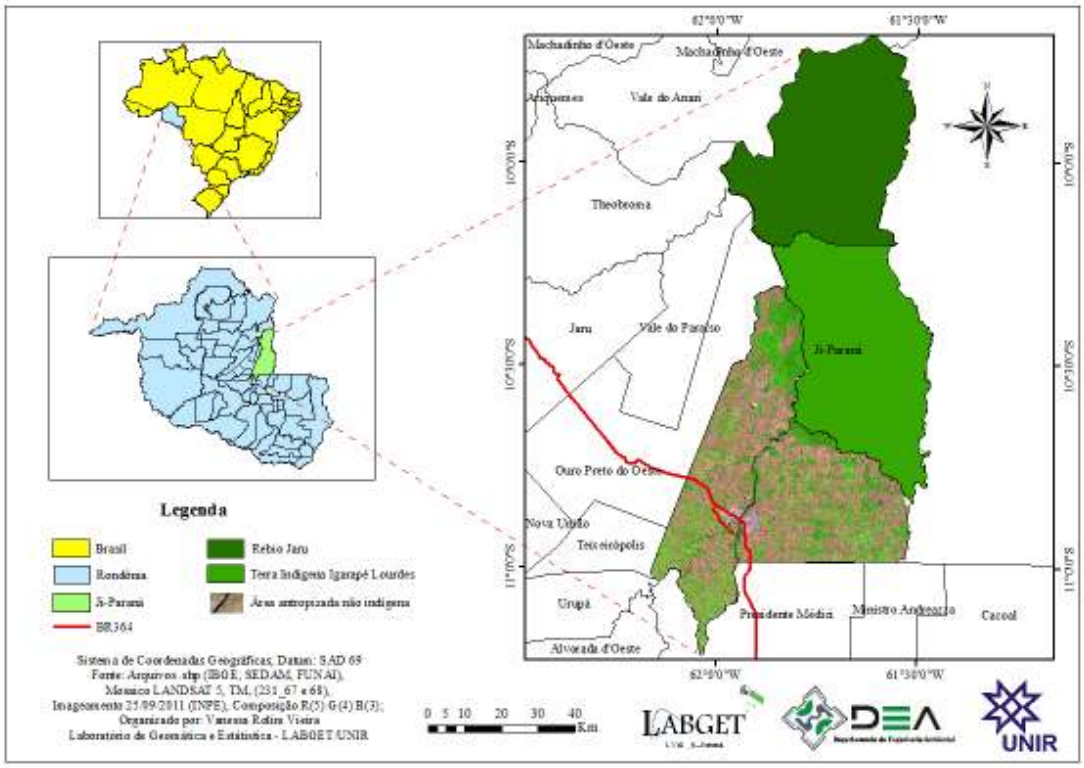


Figura 3 – Delimitação da REBIO Jaru e da Terra Indígena Igarapé Lourdes no município de Ji-Paraná.
Fonte: Vieira (2013).

Em decorrência das constantes invasões das fronteiras da REBIO Jaru, principalmente em sua porção oeste, pela proximidade das moradias, os diversos instrumentos que monitoravam a região desde 1999 tiveram de ser removidos em novembro de 2002, pois focos de calor se encontravam muito próximos da área experimental, comprometendo a representatividade das medidas, conforme pode ser observado na Figura 4.

Para frear as linhas de colonização que avançavam para o interior da unidade de conservação, em 2006 a REBIO Jaru foi ampliada em aproximadamente 60.000 ha por meio do Decreto de 02 de maio de 2006, que incorporou a área conhecida como TD Bela Vista (Título Definitivo Bela Vista). Desta forma, a área da reserva

passou a ser de 353.000 ha e o limite oeste da reserva que antes era seco passou a ser o Rio Ji-Paraná (IBAMA, 2006), facilitando o trabalho de fiscalização do entorno da reserva.

A reativação da estação meteorológica e do sistema de medidas de fluxos turbulentos só foi possível ser implementada em janeiro de 2004, dentro da mesma reserva, porém, a aproximadamente treze quilômetros da posição antiga, em uma região mais distante dos limites da REBIO Jaru.

Figura 4 – Focos de calor próximo à área experimental vistos da torre instalada na REBIO Jaru. Outubro de 2002.
Fonte: Marcelo Zeri (2002).

A invasão gerou uma perda de treze meses de dados e a modificação do local de coleta pode ocasionar diferenças nos padrões dos dados. Aguiar et al. (2006) na comparação dos fluxos de massa e energia entre o sítio experimental antigo e atual verificaram que o atual apresentou uma resposta muito mais clara à estação seca na região do que os resultados obtidos no antigo estudo conduzido por von Randow et al. (2004).

2.1.2 Clima e Relevo

A REBIO Jaru apresenta índice de precipitação médio anual superior a 2000 mm (WEBLER et al., 2007), de forma que os mais expressivos volumes de chuva são registrados no período de janeiro a abril e de outubro a dezembro, apresentando um período de poucas ou nenhuma chuva nos meses de junho a agosto. A evapotranspiração varia de 3,2 mm d^{-1} no período seco a 3,8 mm d^{-1} no chuvoso (COSTA et al., 2010).

A temperatura do ar média na estação chuvosa é de 24,8 ºC e de 26,2 ºC na estação seca. Setembro foi o mês que apresentou em média os maiores valores de temperatura do ar 26,5 ºC e o mês de maio, devido à ocorrência dos eventos localmente conhecidos como "friagens" e característicos dessa época do ano, apresentou os menores valores, 23,2 ºC (GOMES, 2011).

O relevo é predominantemente plano-ondulado. Em decorrência das áreas onduladas, como a Serra da Providência, são abundantes os pequenos igarapés e nascentes na unidade de conservação, afluentes dos grandes rios, o que dificulta a ocorrência de incêndios na vegetação primária, por causa da alta concentração de umidade (IBAMA, 2006).

2.1.3 Vegetação e Solo

A floresta é classificada por Culf et al. (1997) como Floresta Ombrófila Aberta, possui um rico sub-bosque de palmeiras de apenas alguns metros, a altura média do dossel é de cerca de 30 m, mas algumas árvores emergentes chegam a medir 45 m (RUMMEL et al., 2002). O índice de área foliar (IAF) varia de 5 a 6 (ANDREAE et al., 2002).

O solo da região, de acordo com Hodnett et al. (1996), apresenta alto teor de areia na superfície (88%) e é caracterizado como podzólico vermelho amarelo de textura média. Na Amazônia, os solos podzólicos se desenvolvem devido às intempéries nas rochas. Esses solos apresentam o horizonte da subsuperfície cinzento esbranquiçado por causa da ação dos ácidos orgânicos e são típicos de áreas úmidas (QUESADA et al., 2011).

2.2 INSTRUMENTOS E MÉTODOS

Medidas dos fluxos de calor latente e sensível foram determinadas pelo método de covariância de vórtices turbulentos com o emprego de um sistema de medidas de alta frequência dos fluxos de superfície (Figura 5a), composto por um anemômetro sônico tridimensional (Solent 1012R2, Gill Instruments, UK), que mede as três componentes da velocidade do vento e a temperatura do ar e um analisador de gás por infravermelho de caminho aberto (IRGA, Li-7500, LI-COR, USA), que mede as concentrações de vapor de água e dióxido de carbono.

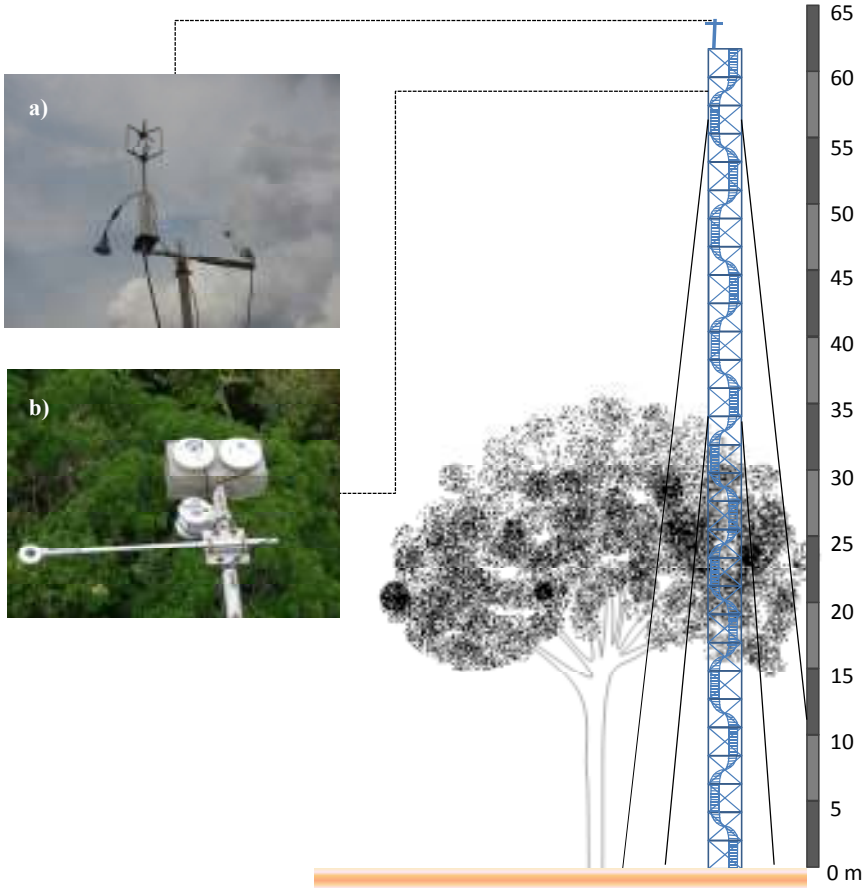


Figura 5 – Disposição dos sensores instalados na torre da REBIO Jaru. a) Anemômetro sônico tridimensional à esquerda e analisador de gás por infravermelho de caminho aberto à direita. b) Sensor do saldo de radiação na ponta da haste à esquerda. Outubro de 2012.
Fonte: Adaptado de Andrade (2013).

Os sensores que mediram os dados de saldo de radiação (apresentado na Figura 5b) e do fluxo de calor no solo foram acoplados a um sistema de baixa frequência de aquisição de dados (Datalogger CR10X, Campbell Scientific Instrument, Utah, USA) que armazenava os dados em um módulo de memória a cada 10 min e eram semanalmente transferidos para um disco rígido de computador no laboratório.

Detalhes sobre os sensores e as respectivas alturas de instalação na torre estão apresentados na Tabela 1. O funcionamento dos sensores e o estado de conservação foram observados sempre que eram realizadas as coletas (periodicidade semanal), de forma que constantemente foram efetivados procedimentos de limpeza, troca da sílica e eventuais reparos.

Tabela 1 - Relação das variáveis, dos instrumentos e das alturas dos instrumentos instalados na torre da REBIO Jaru

Variáveis	**Instrumentos**	**Altura (m)**
Fluxo de calor latente e sensível	IRGA, Li-7500, LI-COR, USA e Solent 1012R2, Gill Instruments, UK	63,4
Saldo de radiação	Saldo radiômetro, NR-Lite, Kipp & Zonen, Delft, NLD	58
Fluxo de calor no solo	Flux plates SH1, Hukseflux, NLD	-0,02

As leituras dos dados de alta frequência foram realizadas com uma frequência de 10 Hz e os dados brutos foram armazenados a cada 30 min em um microcomputador (palmtop Ipaq rx1950, HP, USA). Esses dados foram coletados semanalmente por meio da troca de um cartão de memória e processados com a rotina computacional Alteddy 3.3, desenvolvida pelo Instituto Alterra Green World Research da Holanda.

2.3 ANÁLISE DAS FALHAS E COMPOSIÇÃO DO BANCO DE DADOS

O controle de qualidade dos dados seguiu um protocolo manual. No

laboratório, os dados de baixa frequência foram salvos em uma planilha eletrônica. Então, verificou-se a ocorrência de falhas, como *outliers*, interrupção no armazenamento dos dados ou repetição no momento de salvá-los no cartão de memória.

Para facilitar a posterior análise dos dados, como por exemplo, a construção de figuras com dados médios, sempre que é detectada interrupção das medidas, essas falhas são corrigidas acrescentando na planilha o montante de linhas que faltam, de forma que em cada célula constará a sigla NAN, que é um acrônimo em inglês para *not a number*.

Processo parecido foi utilizado nos dados de alta frequência, após terem sido processados com a rotina computacional Alteddy, foram salvos em uma planilha e realizados os mesmos passos para o controle e identificação das falhas.

Em um primeiro momento a checagem da consistência dos dados foi realizada com base nas características físicas de cada variável, utilizando filtros pré-definidos, cujos limites constam na Tabela 2, com a finalidade de retirar valores espúrios.

Tabela 2 - Limites mínimos e máximos utilizados para filtrar os dados da REBIO Jaru, ano de 2008

Variáveis	Valores mínimos	Valores máximos	Unidade de medida
Fluxo de calor no solo	-20	20	W m^{-2}
Fluxo de calor latente	-50	700	W m^{-2}
Saldo de radiação	-100	1.000	W m^{-2}
Fluxo de calor sensível	-150	500	W m^{-2}

Fonte: Informação verbal.[5]

Uma vez identificados os dados com valores fora dos limites pré-definidos, procedeu-se uma rotina de checagem se os mesmos eram o registro de um evento

[5] Em 2009, Alberto Dresch Webler (bolsista de iniciação científica do LBA de Rondônia, sob minha orientação) estagiou no LBA de Manaus por três meses. Parte desse tempo, o estudante participou de um treinamento ministrado pelo Dr. Alessandro C. Araújo e pelo Dr. Jair M. F. Maia, com a finalidade de aprender o procedimento de limpeza de dados micrometeorológicos usado em Manaus e aplicá-lo em Rondônia. Desta forma, foi orientado a utilizar limites para filtrar os dados, como parte do protocolo de limpeza, técnica essa já utilizada pelo grupo.

extremo ou eram de fato espúrios. Para tal, os valores suspeitos foram analisados em paralelo com os demais sensores de cada sistema de medidas que tivessem o mesmo padrão de variação (MAIA et al., 2007).

Se fosse constatado um evento extremo, o dado era mantido. Caso contrário, o valor da célula era excluído e substituído pela sigla NAN. Nas duas situações tinha de ser feito um registro, identificando a célula que apresentou o valor fora do limite, para explicar o motivo da exclusão ou não do dado. Finalmente era gerada uma planilha com os dados certificados.

Após ter efetuado a crítica dos dados, foi necessário parear as variáveis devido às falhas, pois para analisar o fechamento do balanço de energia é necessário que todas as medidas de uma mesma linha, ou seja, os fluxos de calor sensível e latente, o saldo de radiação e o fluxo de calor no solo de um determinado dia e horário tenham sido medidas sem falhas.

2.4 ANÁLISE DO FECHAMENTO DO BALANÇO DE ENERGIA

O fechamento do balanço de energia é frequentemente analisado com a finalidade de aumentar a confiabilidade nas medidas de fluxos realizadas pelo método de covariância de vórtices turbulentos (MONCRIEFF et al., 1997; TWINE et al., 2000). A Equação 2 expressa a forma básica do balanço de energia (PEREIRA et al., 2002).

$$R_n - G \approx H + LE \tag{2}$$

Em que: R_n é o saldo de radiação, G é o fluxo de calor no solo, H é o fluxo de calor sensível e LE é o fluxo de calor latente. A expressão $R_n - G$ corresponde à energia disponível no sistema.

No intuito de entender o comportamento das distribuições de probabilidade das variáveis que compõem o FBE, realizou-se uma análise exploratória com o suporte da estatística descritiva e do histograma.

Após essa etapa foram geradas as linhas, sem falhas, com os dados da energia

disponível no sistema e da soma dos fluxos de energia e na sequência foram realizadas as análises estatísticas descritas no tópico a seguir.

2.5 PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS

O método mais utilizado pela comunidade científica para analisar o FBE é a regressão linear simples (FRANSSEN et al., 2010), no entanto, outros métodos também foram avaliados no intuito de propor novas formas de estimar o FBE: regressão linear simples com *bootstrap* e regressão robusta com *bootstrap* e validação cruzada.

Os programas utilizados nas análises estatísticos foram o Excel 2010 da Microsoft, o Action 2.5 da Estatcamp, o SPSS 20.0 da IBM, o Minitab 16 da Minitab, o Sigmaplot 11.0 da Systat Software e o Statistica 8.0 da Statsoft.

2.5.1 Regressão Linear Simples

Primeiramente foi realizada uma análise de regressão entre R_n - G (eixo das abscissas) e $H + LE$ (eixo das ordenadas) para verificar o quão próximos esses dados estariam de uma reta 1:1 por meio da análise do intercepto (a) e do coeficiente de regressão (b) da equação gerada pelo modelo e também do coeficiente de determinação (r^2).

Então, procedeu-se a Análise de Variância (ANOVA) para testar a significância da regressão, com nível de significância (α) de 0,05, e também a análise gráfica dos resíduos da regressão para verificar a validade dos pressupostos.

Para testar o pressuposto de normalidade dos erros foram utilizados, considerando o menor nível de significância calculado, os testes de Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov e Ryan-Joiner que é similar ao Shapiro-Wilk. Para testar a homogeneidade de variâncias foram utilizados os testes de Levene e de Wald-Wolfowitz. O teste de Durbin-Watson foi aplicado para verificar a existência de autocorrelação.

Uma vez que o objetivo de encontrar uma distribuição normal e

homocedástica de pontos em torno da linha de regressão não foi alcançado, optou-se por realizar técnicas de transformações nos dados do FBE.

2.5.1.1 Transformação dos Dados

No intuito de corrigir a não aderência aos pressupostos de homocedasticidade e normalidade, buscou-se aplicar as transformações mais frequentemente usadas para estabilizar a variância e obter normalidade nos dados: transformação logarítmica $\ln y$, transformação da raiz quadrada $\sqrt{y}$ e a transformação inversa $\frac{1}{y}$ (MONTGOMERY; RUNGER, 2003; CHATTERJEE; HADI, 2006).

As transformações para estabilizar a variância, muitas vezes têm o efeito de também melhorar a normalidade, mas em alguns casos não atingem o efeito esperado. Nesses casos, é útil aplicar a transformação de Box-Cox para tentar obter a normalidade (RAWLINGS et al., 1998).

Em 1964 Box e Cox apresentaram um método computacional para determinar uma "*power transformation*" para a variável dependente. O método denominado de transformação Box-Cox, de acordo com Rawlings et al. (1998) tem a finalidade de gerar um modelo simples, normal e linear que satisfaça os pressupostos dos mínimos quadrados, tendo a característica de tornar homogênea a variância e melhorar a normalidade.

A transformação de Box-Cox consiste em encontrar um λ tal que os dados transformados $Y_1, ..., Y_n$, se aproximem de uma distribuição normal. Essa transformação é dada pela Equação 3.

$$Y' = \begin{cases} (Y^{\lambda} - 1)/\lambda & para\ \lambda \neq 0 \\ lnY & para\ \lambda = 0 \end{cases} \tag{3}$$

A família de transformações de Box-Cox se restringe a valores positivos, bem como as transformações logarítmica e raiz quadrada. Para contornar essa limitação foi utilizado o recurso de somar uma constante à variável (VITTINGHOFF et al., 2004).

Após ser realizada uma transformação Box-Cox, a obtenção da normalidade

na distribuição dos dados não é garantida, por isso, para verificar se a transformação foi eficiente, a normalidade dos dados transformados foi analisada por meio dos testes de normalidade mencionados anteriormente.

2.5.1.2 Regressão Linear Simples com Bootstrap

Quando as transformações não são capazes de estabilizar a variância e propiciar normalidade nos dados, Hollander & Wolfe (1999) explanam que pode-se optar por executar um teste não paramétrico, que tem a vantagem de renunciar ao tradicional pressuposto de que a população de onde foi retirada a amostra de dados apresenta distribuição normal.

Chernick & Friis (2003) acrescentam que quando os erros de um modelo de regressão não estão normalmente distribuídos, os métodos padrão de teste de hipóteses e intervalos de confiança não apresentam resultados satisfatórios. No entanto, é possível contornar o problema utilizando *bootstrap*.

Uma vez que a forma da distribuição dos dados do presente estudo é desconhecida e o modelo de regressão é heterocedástico, os intervalos de confiança *bootstrap* foram obtidos por amostras *bootstrap* de pares, não paramétricas, geradas pela aproximação do método de Monte Carlo (FLACHAIRE, 1999; CHERNICK; FRIIS, 2003).

De acordo com Henderson (2005), é indicado o uso de pelo menos 1000 iterações *bootstrap* para estimar o intervalo de confiança. Desta forma, utilizando o programa Matlab 2012a da MathWorks em um PC core i7 com 8gb de memória RAM e placa aceleradora de vídeo de 1Gb, a reamostragem foi replicada de 10 a 5000, variando de 10 em 10, com a finalidade de encontrar o número ideal de iterações para estimar os intervalos de confiança de 95% dos coeficientes do modelo de regressão linear simples.

2.5.2 Regressão Linear Robusta com *Bootstrap* e Validação Cruzada

Antes de proceder à aplicação da regressão linear robusta, primeiramente foram testadas e validadas todas as funções que constam no Matlab (2012a) para

encontrar a constante de ajuste mais adequada para calcular o peso dos valores extremos dos dados do balanço de energia, visto que ainda não há um consenso sobre qual função estima melhor (S-PLUS, 1998).

As equações de cada função de ponderação estão discriminadas na Tabela 3 de acordo com a notação matricial do Matlab. No teste e validação das funções foi utilizada a validação cruzada denominada *k-fold*. Os dados foram divididos em dez subconjuntos mutuamente exclusivos e de tamanhos iguais. A proporção utilizada para o teste foi de 90% e de 10% para a validação.

Tabela 3 – Equações das constantes de ajuste para cada uma das funções de ponderação

Tipo de Função	Equação*
Andrews	$w = (abs(r) < pi .* \sin(r)./r$
Bisquare	$w = (abs(r) < 1) .* (1 - r.\hat{}2).\hat{}2$
Cauchy	$w = 1./(1 + r.\hat{}2)$
Fair	$w = 1./(1 + abs(r))$
Huber	$w = 1./max(1, abs(r))$
Logistic	$w = \tanh(r)./r$
Talwar	$w = 1 * (abs(r) < 1)$
Welsch	$w = exp(-(r.\hat{}2))$

* Equações utilizando a notação matricial do MATLAB (2012a).

Notas: r – resid/(tune*s*sqrt(1-h)), s – MAD/0.6745, w - função de ponderação, Resid – vetor dos resíduos da última iteração, h – vetor dos valores de influência do ajuste de mínimos quadrados, s – estimativa do desvio padrão do erro, MAD – mediana do desvio absoluto dos resíduos em relação à mediana.

Fonte: Adaptado do Matlab, (2012a).

Para diferenciar qual função apresentou a constante de ajuste mais adequada utilizou-se o desvio mediano, que consiste na mediana dos módulos dos desvios da mediana entre valores observados e estimados dentro de cada késimo particionamento da validação cruzada, conforme detalhado na Equação 4.

$$dm = md\left(\mathrm{md}_k\left(\left|(H + LE)_{ik} - (\widehat{H + LE})_{ik}\right|\right)\right) \quad (4)$$

Em que: *dm* é o desvio mediano, *md* é a mediana, *k* é o número de particionamentos da validação cruzada, *H* é o fluxo de calor sensível medido, *LE* é o fluxo de calor

latente medido e $\widehat{H+LE}$ representa a soma dos fluxos de calor sensível e latente estimados.

Após definir qual a função e a constante de ajuste adequada foi utilizado o mesmo procedimento descrito para encontrar o intervalo de confiança por *bootstrap* do modelo de regressão linear simples. A reamostragem foi replicada de 10 a 5000, variando de 10 em 10, com a finalidade de encontrar o número ideal de iterações para estimar os intervalos de confiança de 95% dos coeficientes do modelo de regressão linear robusta.

3 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

No intuito de dinamizar o entendimento desse importante capítulo e facilitar a apresentação textual dos resultados utilizou-se como suporte a construção de figuras e tabelas. Para embasar a análise dos resultados foi realizada uma busca na base de dados *ScienceDirect* de trabalhos que pudessem ser relacionados ao tema do presente estudo.

Com mais de dez milhões de artigos nas áreas científica, tecnológica e médica, o *ScienceDirect,* da editora Elsevier, oferece um dos sistemas de busca mais avançados em bancos de informação, representando aproximadamente 25% da produção científica mundial (SCIENCEDIRECT, 2013).

No entanto, como não foi encontrado nenhum trabalho com a mesma abordagem em relação ao fechamento do balanço de energia, buscou-se relacionar os resultados do presente estudo com trabalhos que utilizaram os mesmos procedimentos estatísticos ou os mesmos métodos.

O aproveitamento dos dados foi o primeiro resultado a ser apresentado. Na sequência realizou-se uma análise descritiva das componentes do balanço de energia e, então, foi apresentado e analisado o fechamento do balanço de energia de acordo com os seguintes procedimentos estatísticos:

a) regressão linear simples;

b) teste dos sinais com Monte Carlo;

c) regressão linear robusta com *bootstrap* e validação cruzada.

3.1 APROVEITAMENTO DOS DADOS

As variáveis que foram utilizadas para avaliar o fechamento do balanço de energia na REBIO Jaru apresentaram diferentes percentuais de aproveitamento durante o ano de 2008 (Figura 6). O saldo de radiação foi a variável com o melhor

aproveitamento, 99,98%, e o fluxo de calor latente com o pior, 40,3%. O aproveitamento do fluxo de calor sensível e do fluxo de calor no solo foi de 43,82 e 89,44%, respectivamente.

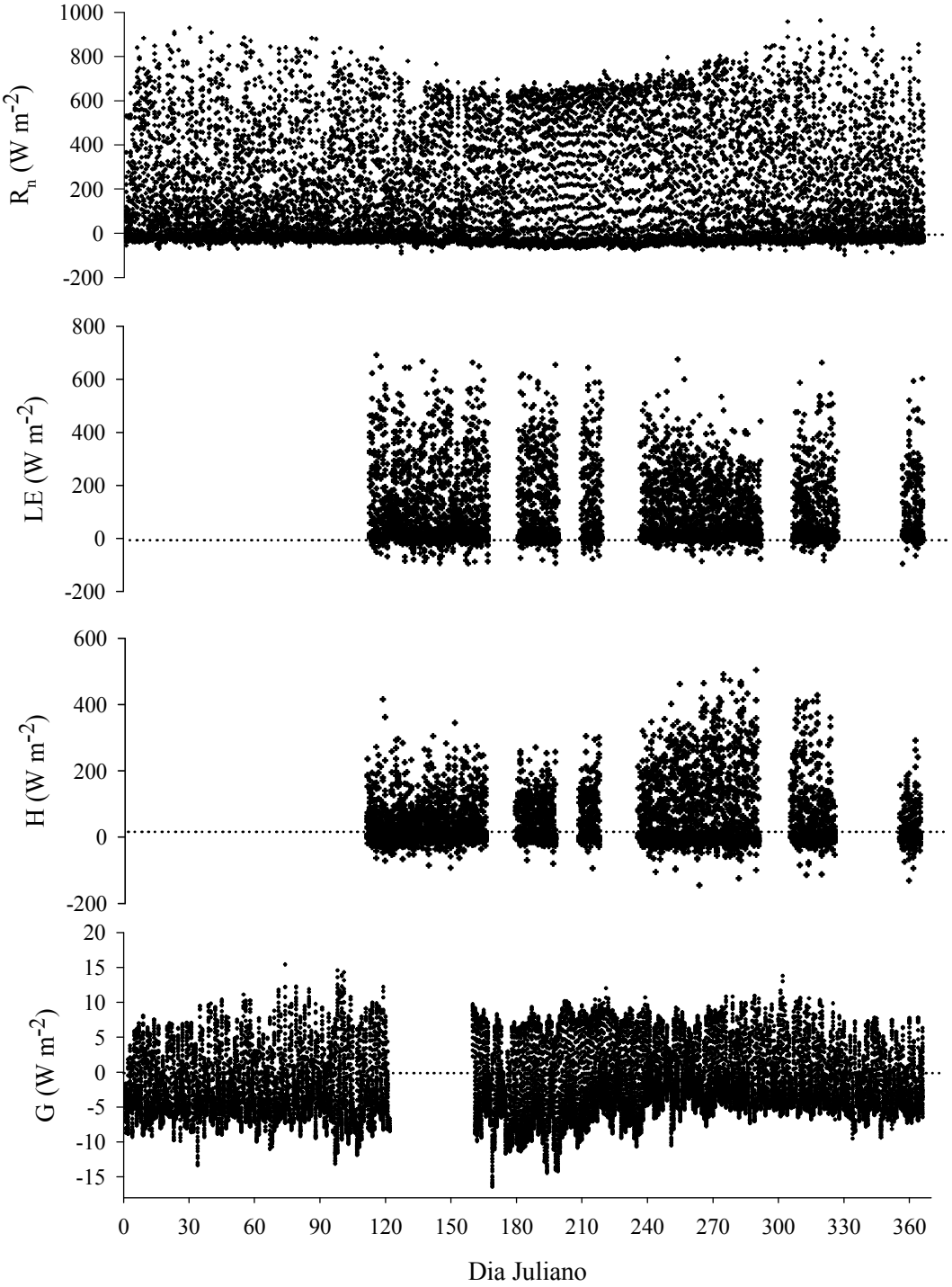


Figura 6 – Períodos de falhas nas componentes do balanço de energia no ano de 2008. R_n é o saldo de radiação, *LE* é o fluxo de calor sensível, *H* é o fluxo de calor latente e *G* é o fluxo de calor no solo.

Os percentuais de aproveitamento dos fluxos de calor latente e sensível se assemelham por estarem conectados ao mesmo sistema de aquisição de dados. Esse sistema apresentou no ano de 2008 muitos problemas por causa da diferença de tensão da energia da torre e do *palmtop*. O regulador de tensão aquecia demais e rompia o sistema elétrico interno do *palmtop.* Contudo, ao ser comparado com anos mais recentes, foi o que apresentou maior proporção dos dados de fluxos.

Falhas nos dados são inevitáveis quando são construídos registros de dados de longo prazo (BALDOCCHI, 2003). Na prática, de acordo com Falge et al. (2001b), é impossível coletar dados acurados 24 horas por dia e 365 dias por ano, o que finda por forçar os investigadores a rejeitar uma proporção dos dados muitas vezes relevante.

Diversos são os fatores que acarretam perdas nos dados, dentre eles: mau funcionamento dos sensores de medida e dos sistemas de fornecimento de energia elétrica e de aquisição e armazenamento de dados, violações nas condições micrometeorológicas ideais e falhas humanas.

3.2 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DAS COMPONENTES DO BALANÇO DE ENERGIA

As principais estatísticas utilizadas para descrever a distribuição de um conjunto de dados estão relacionadas na Tabela 4. Constatou-se, na análise descritiva de cada componente do balanço de energia, que a variabilidade foi bastante expressiva, uma vez que todas apresentaram desvio padrão maior do que a média amostral.

Tabela 4 – Estatística descritiva das componentes do balanço de energia, n = 5.320

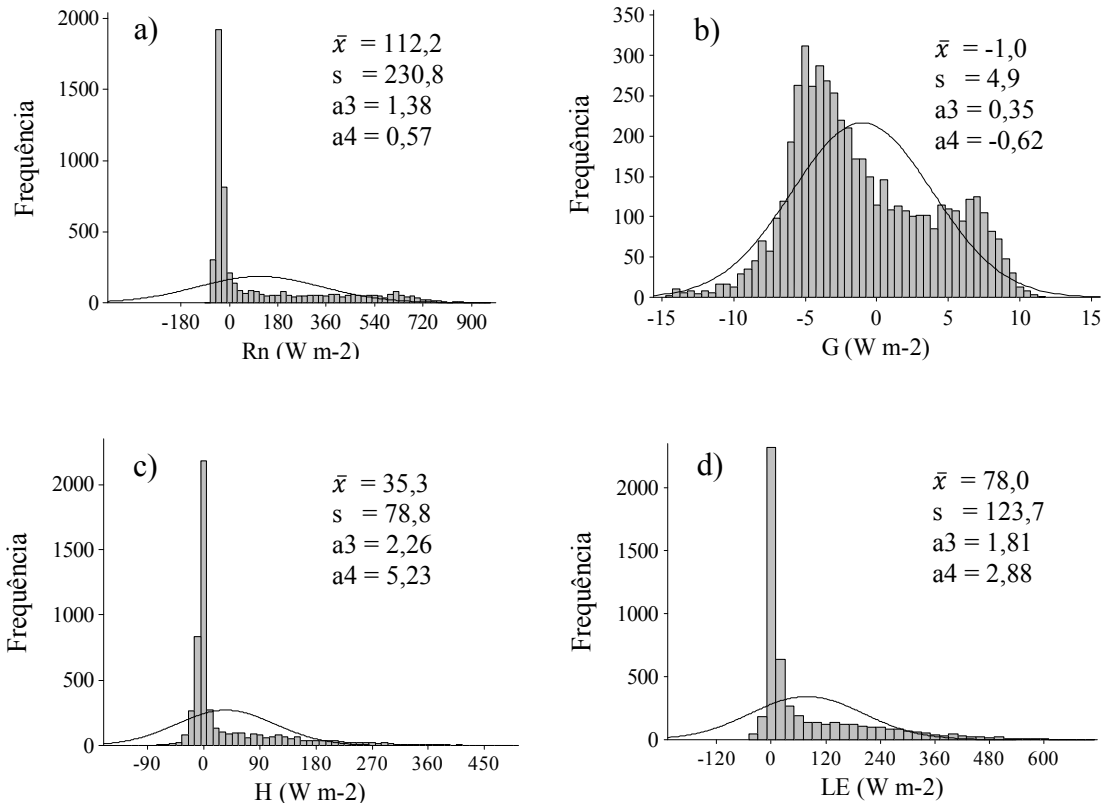
Variável	$\bar{x}$ (W m^{-2})	s (W m^{-2})	CV (%)	mín (W m^{-2})	Q_1 (W m^{-2})	md (W m^{-2})	Q_3 (W m^{-2})	máx (W m^{-2})
R_n	112,2	230,8	206	-71	-39,4	-21,2	211,7	963
G	-1,0	4,9	-490	-14	-4,7	-2,1	2,7	12
H	35,3	78,8	223	-114	-4,6	0,1	42,2	492
LE	78,0	123,7	159	-49	-0,7	12,0	122,1	692

Notas: R_n - saldo de radiação, G - fluxo de calor no solo, H - fluxo de calor sensível, LE - fluxo de calor latente, $\bar{x}$ - média, s - desvio padrão, CV - coeficiente de variação, mín - valor mínimo, Q1 - primeiro quartil, md - mediana, Q3 - terceiro quartil, máx - valor máximo.

Esse padrão refletiu na magnitude do coeficiente de variação, posto que a menor variabilidade foi bem superior ao esperado para uma distribuição simétrica, de 159%, referente ao fluxo de calor latente, e a maior foi de 479% concernente ao fluxo de calor no solo.

Ao analisar as medidas de tendência central, verificou-se que a média e a mediana, com exceção do fluxo de calor no solo, não se aproximam. Esses padrões nas medidas de variabilidade e de tendência central também são indícios de que a distribuição dos dados das componentes do balanço de energia não é simétrica.

Na análise dos histogramas dispostos na Figura 7, ficou evidente a assimetria na distribuição dos dados. Os coeficientes de assimetria (a3)[6] foram todos positivos, evidenciando um padrão de assimetria à direita.



Notas: $\bar{x}$ - média, s - desvio padrão, a3 - coeficiente de assimetria, a4 - coeficiente de curtose.

Figura 7 – Histograma com as respectivas médias e desvio padrão das componentes do balanço de energia. a) saldo de radiação (Rn), b) fluxo de calor no solo (G), c) fluxo de calor sensível (H) e d) fluxo de calor latente (LE), n = 5.320.

[6] Coeficiente de assimetria indica se uma cauda da curva é traçada mais para fora do que a outra. Se apresentar simetria é um indício de normalidade (SOKAL, 1995).

O fluxo de calor no solo apresentou o coeficiente mais próximo de zero, a3 = 0,35, enquanto que a distribuição com o maior coeficiente de assimetria foi a do fluxo de calor sensível, a3 = 2,26. Desta forma, a componente que mais se aproximou do padrão da curva normal foi o fluxo de calor no solo (Figura 7b), corroborando com o resultado das medidas de tendência central.

O coeficiente de curtose (a4)[7] foi positivo para as medidas do saldo de radiação e dos fluxos de calor sensível e latente. O padrão observado na distribuição desses dados, com um pico agudo, caracterizando uma curva leptocúrtica, indica que existe uma maior probabilidade dessas distribuições apresentarem valores extremos do que uma distribuição normal (LAWLESS et al., 2010).

Diferentemente das demais componentes, o fluxo de calor no solo apresenta um padrão bimodal de fluxos negativos e positivos. De acordo com Sokal (1995), uma distribuição bimodal é um caso extremo de uma distribuição platicúrtica.

A análise exploratória das componentes do balanço de energia indicou que a estatística paramétrica não se aplica a esses conjuntos de dados, uma vez que as medidas de tendência central, de variabilidade, de assimetria e de curtose evidenciaram que a distribuição desses dados não se aproxima de uma distribuição normal.

3.3 FECHAMENTO DO BALANÇO DE ENERGIA

O fechamento do balanço de energia foi disposto e analisado de acordo com os procedimentos estatísticos detalhados no início deste capítulo. Seguindo a ordem apresentada, o primeiro procedimento abordado foi a regressão linear simples.

3.3.1 Regressão Linear Simples

A regressão entre a energia disponível no sistema (R_n - G) e a soma dos fluxos turbulentos (H + LE) gerou um coeficiente de regressão b = 0,778 ± 0,008

[7] Coeficiente de curtose é uma estatística usual para medir o achatamento da distribuição de probabilidade de uma variável aleatória (HILDEBRAND, 1986).

(todo valor após o sinal ± corresponde a um intervalo de confiança de 95%), resultando em um resíduo do FBE de 22% (Figura 8).

A falta do fechamento do balanço de energia é particularmente um sério problema em vegetações altas (LEE, 1998), desta forma, sobre superfícies complexas como a da floresta, um fechamento do balanço de energia entre 70 e 90% é considerado satisfatório, uma vez que, de acordo com Twine et al. (2000), o resíduo do FBE costuma variar de 0 a 30%.

A magnitude do coeficiente de determinação, r^2 = 0,88, indica uma forte relação linear entre a energia disponível no sistema (saldo de radiação menos o fluxo de calor no solo) e a soma dos fluxos de calor sensível e latente.

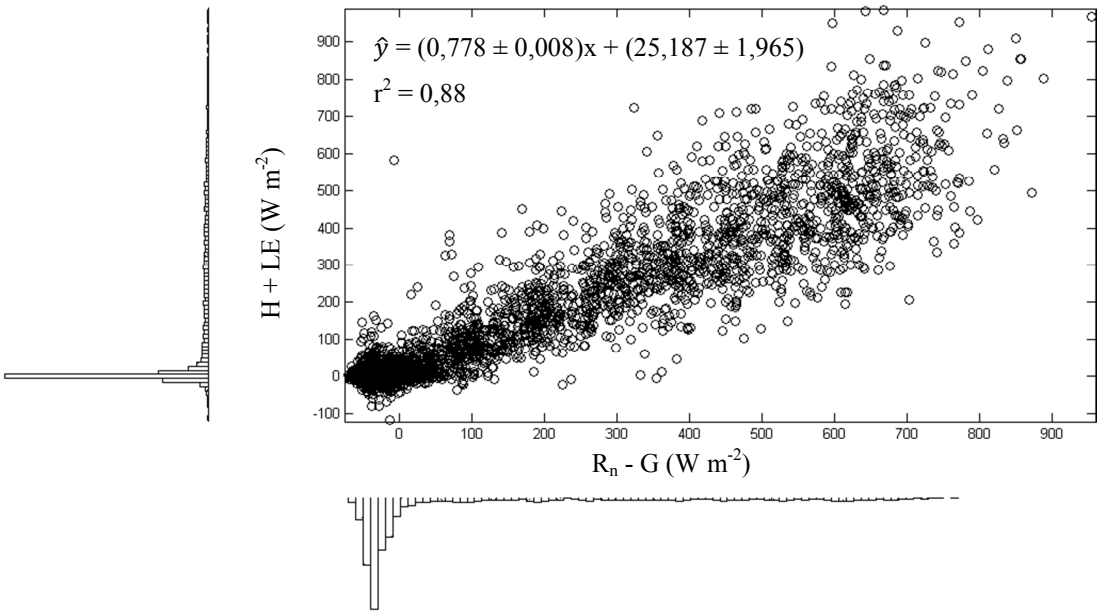


Figura 8 – Relação entre a energia disponível no sistema (R_n - G) e a soma dos fluxos de calor sensível e calor latente (H + LE). R_n é o saldo de radiação e G é o fluxo de calor no solo. Os pontos representam médias a cada 30 min, n = 5.320.

Os coeficientes de regressão e de determinação foram condizentes com os valores encontrados em vários estudos que utilizaram o método *eddy covariance* em diversos tipos de superfícies, cujas estatíticas estão detalhadas na Tabela 5.

Mediante análise dos dados da referida tabela, observou-se que as superfícies com vegetação alta foram as que apresentaram os maiores percentuais de resíduos do FBE, enquanto que superfícies como a savana, a pastagem e o deserto apresentaram resíduos do FBE iguais ou inferiores a 10%.

No entanto, Stoy et al. (2013) ao analisar dados do FBE em 176 ecossistemas encontraram resultados um pouco diferentes, os menores percentuais de resíduos do FBE, 6 a 9%, ocorreram nas florestas ombrófilas densas e nas savanas; os maiores, 22 a 30%, ocorreram nas florestas decíduas, florestas mistas, áreas úmidas e nas culturas.

Tabela 5 – Estatísticas do fechamento do balanço de energia em diversos tipos de superfície, com base em um modelo de regressão linear simples

Tipo de superfície	Resíduo do FBE	*n*	r^2	Referência
Floresta tropical úmida	16-25%	8.522-17.454	0,86-0,88	Araújo et al. (2002)
FLUXNET com 22 sítios	4-36%	-[1]	0,53-0,99	Wilson et al. (2002)
Floresta tropical úmida	13,6%	14.064	0,86	da Rocha et al. (2004)
Floresta tropical semidecídua	26%	-[2]	0,89	von Randow et al. (2004)
Floresta tropical semidecídua	7%	3.828	0,88	Aguiar et al. (2006)
Floresta boreal	11-15%	-[3]	-	Barr et al. (2006)
Savana	5%	-[4]	0,97	Mauder et al. (2007)
Deserto	4%	-[5]	0,99	Heusinkveld et al. (2004)
Pastagem	10%	-[6]	0,41-0,95	Castellví et al. (2008)
Floresta tropical semidecídua	26%	11.687	0,87	Vourlitis et al. (2008)
Árvores de pequeno porte	18-24%	-[7]	0,86	Cava et al. (2008)
Savana	6%	12.200	0,90	Leuning et al. (2012)

Notas: *n* - número de elementos, r^2 - coeficiente de determinação.
[1] Foram utilizados 50 anos de dados.
[2] Dados coletados em 1999.
[3] Foram analisados cincos anos de dados.
[4] Estudo realizado de 19 de fevereiro a 09 de março de 2004.
[5] Estudo realizado em setembro e outubro de 2000.
[6] Dados coletados em 2002.
[7] Foram utilizados 18 dias da campanha realizada entre 22 de abril a 10 de junho de 2005 e 8 dias da campanha realizada entre 9 de outubro a 17 de novembro de 2006.

Leuning et al. (2012) relataram que o tempo de integração dos dados de fluxos é um fator que interfere na magnitude do resíduo do FBE, uma vez que a escala de tempo comumente utilizada de meia hora na coleta dos fluxos de calor sensível e latente, parecem subestimar sistematicamente a energia disponível na maioria dos sítios que utilizam o método de covariância de vórtices turbulentos.

Embora os autores considerem que parte substancial dessa subestimação pode ser explicada pela incorreta estimativa dos termos de armazenamento de energia, no estudo feito com 948 anos-sítio do conjunto de dados de La Thuile, os mesmos cientificaram que o FBE, utilizando dados médios a cada meia hora, ocorreu em apenas 8% dos sítios de fluxos, enquanto que, ao utilizar médias a cada 24 horas, o FBE ocorreu em 45% dos locais.

Entretanto, não basta que os resíduos do FBE ou que os coeficientes de regressão e de determinação estejam dentro de uma margem aceitável para avaliar que os dados de fluxo de energia obtidos pelo método EC apresentam qualidade satisfatória; é imprescindível verificar a adequação do modelo, sem a qual os resultados gerados pelo modelo se tornariam sem significância, comprometendo a confiança nas estimativas dos coeficientes.

Giloni et al. (2006) ponderam que os problemas referentes à regressão linear é certamente uma das situações mais importantes da análise de dados. Entretanto, dentre as pesquisas apresentadas na Tabela 5, nenhuma menciona ter feito um teste de hipóteses ou ter verificado todos os pressupostos.

No estudo realizado por Wilson et al. (2002) foram utilizados diferentes métodos pra avaliar o FBE. O primeiro método, e segundo os autores o principal método discutido, foi o da regressão linear simples. Outros dois métodos utilizaram técnicas para mostrar o efeito da presença de erros aleatórios na variável independente nas estatísticas da RLS. Os autores concluíram que a presença dos erros reduz o coeficiente de determinação, mas não deve afetar a inclinação da RLS em longo prazo.

Chatterjee & Hadi (2006) enfatizam que a validade dos procedimentos estatísticos depende da validade dos pressupostos. Desta forma, quando os pressupostos são violados os resultados não são confiáveis e conclusões com base neles podem levar a graves erros.

3.3.1.1 Adequação do Modelo de Regressão Linear Simples

Comumente a primeira etapa para atestar a adequação do modelo de RLS é verificar os pressupostos. No entanto, optou-se, por uma questão de otimização do tempo, primeiro realizar o teste de hipóteses, pois caso a regressão não fosse validada não haveria motivo para utilizar o modelo de RLS, e consequentemente, de avaliar passo a passo todos os pressupostos.

A análise de variância, cujos resultados estão discriminados na Tabela 6, foi o teste estatístico de hipóteses utilizado para verificar a adequação da RLS, com α = 0,05. Mediante exame da estimativa do p-valor (nível de significância observado), verificou-se que existe regressão dos fluxos de calor sensível e latente em relação à energia disponível.

Tabela 6 – Análise de variância para testar a significância da regressão linear simples, n = 5.320

Fonte de variação	Soma Quadrática	Graus de Liberdade	Média Quadrática	F	P-valor
Regressão	167.529.580	1	167.529.580	39.053,53	< 0,001
Resíduo	22.812.852	5318	4.289,74		
Total	190.342.432	5319			

Notas: F - estatística do teste F de Fisher, p-valor - nível de significância observado.

Todavia, para obter detalhes sobre as estatísticas do teste de hipótese em relação ao coeficiente de regressão e o intercepto do modelo (que não é testado no teste F) foi necessário realizar um teste t de Student, α = 0,05. Ao verificar a estimativa do p-valor referente ao intercepto foi possível constatar que esse coeficiente também é altamente significativo (Tabela 7).

De acordo com Chatterjee & Hadi (2006) quanto maior for o valor de t (estatística do teste t de Student) ou menor a magnitude de p-valor, mais forte é a relação linear entre a variável dependente e independente.

Tabela 7 – Estatísticas do teste de hipótese do modelo de regressão linear simples, $n = 5.320$

	Coeficientes	**EP**	***t***	**P-valor**
Regressão	0,7780	0,0039	197,6197	< 0,001
Intercepto	25,1866	1,0026	25,1214	< 0,001

Notas: EP - erro padrão estimado, *t* - estatística do teste *t* de Student, p-valor - nível de significância observado.

Outro passo necessário para atestar a significância dos coeficientes gerados pela RLS é verificar os pressupostos do modelo. O primeiro deles, que consiste em ponderar se a relação entre as duas variáveis é linear (com base na sequência apresentada na seção 1.6.1.1), foi realizado por meio da análise da Figura 8.

Mediante a observação da distribuição dos 5.320 pontos, pode-se aferir que o pressuposto de linearidade é plausível, visto que a energia disponível no sistema e os fluxos de calor latente e sensível apresentaram uma relação diretamente proporcional.

Chatterjee & Hadi (2006) elucidam que uma das características do método dos mínimos quadrados é que pequenas violações aos pressupostos não invalidam as inferências ou conclusões retiradas a partir da análise do modelo. No entanto, graves violações dos pressupostos do modelo podem distorcer seriamente as conclusões. Por conseguinte, é importante investigar a estrutura dos resíduos da regressão e do padrão de dados por meio de gráficos.

Para verificar se os resíduos da regressão apresentavam distribuição normal ou aproximadamente normal foi construído um gráfico de probabilidade normal dos resíduos. No entanto, é necessário aplicar um teste não paramétrico para confirmar a não aderência à normal exposta na Figura 9, visto ser esse um exame subjetivo, mas de ampla utilidade na estatística exploratória (TUKEY, 1977).

É possível notar que os pontos plotados desviaram sobremaneira de uma linha reta, evidenciando que os resíduos da regressão não se aproximam de uma distribuição normal e que o modelo de RLS não é adequado (MONTGOMERY; RUNGER, 2003).

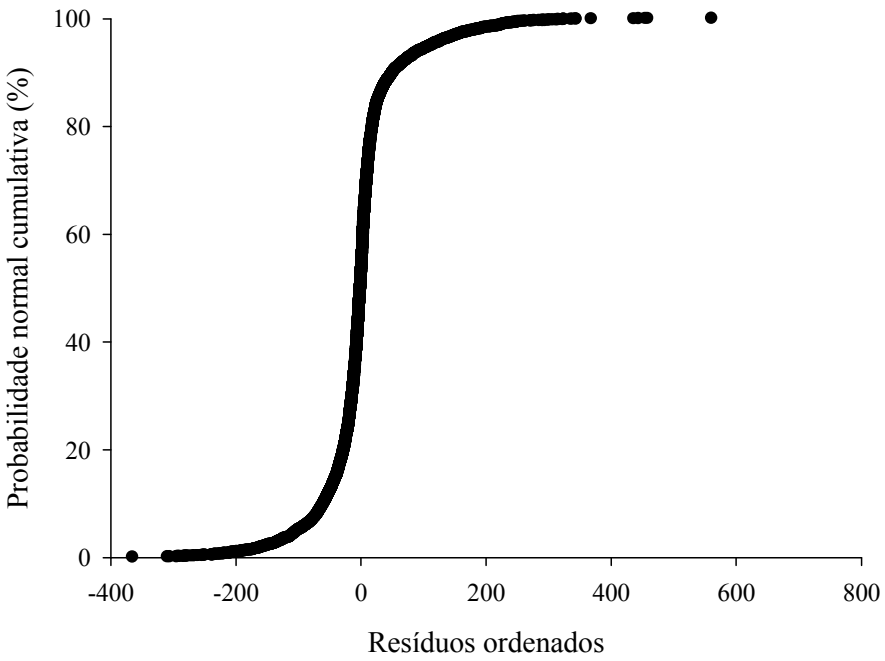


Figura 9 – Probabilidade normal dos resíduos da regressão linear simples. Os pontos representam médias a cada 30 min, *n* = 5.320.

Devido à análise gráfica da probabilidade normal dos resíduos da regressão se tratar de um exame subjetivo, optou-se por segurança recorrer a uma abordagem mais formal aplicando os testes de Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov e Ryan-Joiner (similar ao Shapiro-Wilk), cujas estatísticas estão dispostas na Tabela 8.

Tabela 8 – Estatísticas dos testes de normalidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples, *n* = 5.320

Teste	Estatística do teste	P-valor
Anderson-Darling	319,11	<0,005
Kolmogorov-Smirnov	0,189	<0,010
Ryan-Joiner	0,908	<0,010

Nota: p-valor - nível de significância observado. Os testes especificados são não paramétricos.

Os resultados dos testes corroboraram, como era esperado, a avaliação feita com base na visualização da probabilidade normal dos resíduos da regressão, com a vantagem de, por meio de uma estatística, o p-valor, ser possível confirmar a não

normalidade da distribuição dos resíduos.

O uso dos três testes se justifica na tentativa de, ao primar por segurança, considerar o menor nível de significância calculado. O teste de Anderson-Darling apresentou resultado mais significativo do que os de Kolmogorov-Smirnov e Ryan-Joiner, muito embora todos tenham sido altamente significativos ao nível de 1%.

O pressuposto de homocedasticidade foi verificado por meio da análise dos resíduos da regressão, construindo um gráfico de dispersão com o *y* predito (estimado) e os resíduos (Figura 10). A faixa cônica observada na referida figura indica que o pressuposto de homocedasticidade também foi violado.

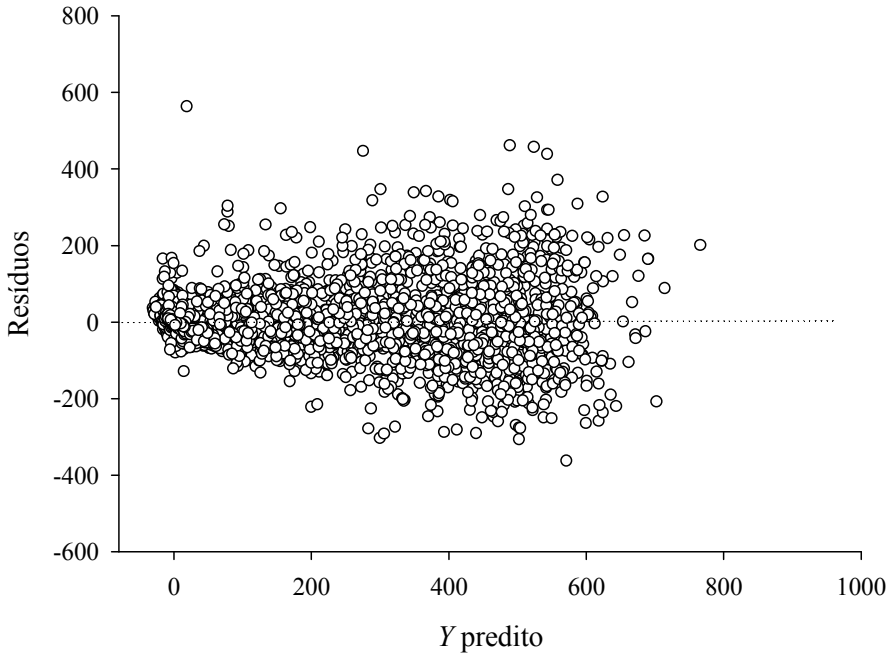


Figura 10 – Relação entre os resíduos da regressão e os valores de *y* predito pela reta. Os pontos representam médias a cada 30 min, *n* = 5.320.

Novamente um teste estatístico foi realizado para dar suporte ao resultado extraído da análise gráfica. O teste de Levene para a regressão e o teste de randomicidade de Wald-Wolfowitz (*Run* teste) para o módulo dos resíduos da regressão confirmaram o resultado de que as variâncias não são homogêneas, com p-valor < 0,001 para ambos.

Chatterjee & Hadi (2006) ponderam que se há heterocedasticidade e nenhuma ação corretiva é tomada, a aplicação do modelo de RLS simples irá resultar em uma

falsa sensação de precisão, pois os erros-padrão estimados dos coeficientes de regressão em muitos casos são subestimados.

O pressuposto de que os resíduos da regressão são independentes uns dos outros foi avaliado por meio da análise dos resíduos padronizados *versus* a ordem de coleta (Figura 11). Como os resíduos estão distribuídos de forma aleatória, não demonstrando nenhum padrão, pode-se concluir que os resíduos são independentes.

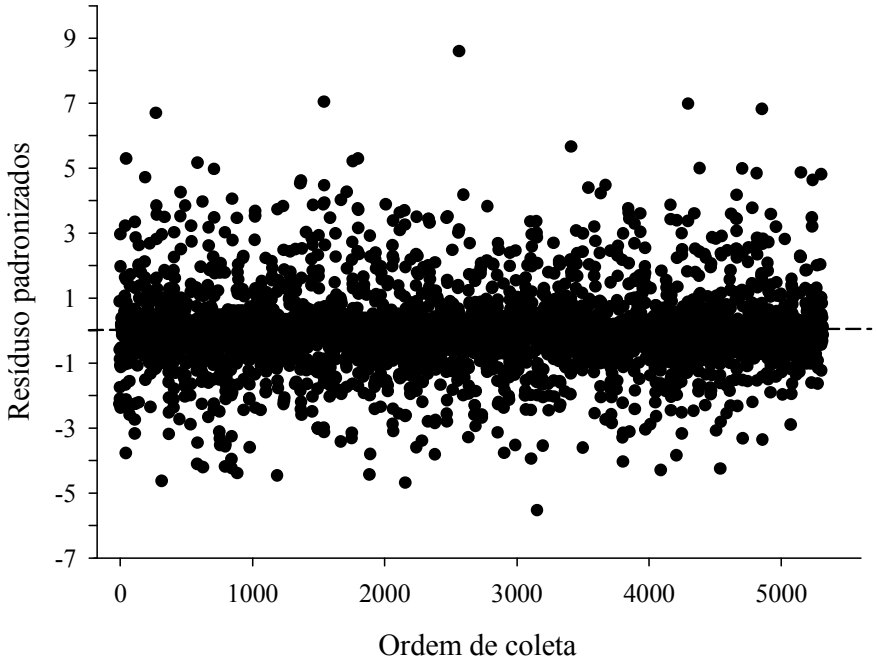


Figura 11 – Relação entre os resíduos padronizados da regressão e a ordem de coleta dos dados. Os pontos representam médias a cada 30 min, n = 5.320.

O Teste de Durbin-Watson (α = 0,05) foi aplicado para confirmar a existência de autocorrelação. Ao comparar o valor da estatística do teste (1,885) com os dados da tabela desenvolvida por Savin & White (1977), constatou-se a não existência de autocorrelação, portanto, a suposição de independência dos resíduos da regressão foi validada.

Vieira (2006) elucida que a não independência é o mais grave problema para a análise, pois não é possível confiar no resultado da ANOVA se os erros forem dependentes porque o nível de significância se torna muito maior do que o apresentado no teste, além de ser difícil de corrigir.

Os pressupostos de que os valores de y foram obtidos ao acaso da população e

que a variável *x* foi medida sem erro devem ser assegurados durante o planejamento e execução do experimento, visto não ser possível validá-los.

No entanto, Callegari-Jacques (2003) avalia que na prática satisfazer a exigência de que não houve erro na mensuração da variável *x* é muito difícil, sendo aconselhável pressupor que os erros são desprezíveis ou, "pelo menos, menores do que os que estão associados à mensuração de *y*".

Em virtude da violação de dois importantes pressupostos, o de normalidade e o de homocedasticidade, o modelo de RLS não deve ser aplicado, pois implicaria em inferências equivocadas sobre as estimativas dos coeficientes da regressão das variáveis que integram o FBE.

Richardson & Hollinger (2005) encontraram resultados semelhantes para o modelo de respiração do ecossistema. Ao buscar determinar as distribuições aproximadas de probabilidade para os parâmetros do modelo adequado, os autores concluíram que embora o método dos mínimos quadrados seja usualmente utilizado para ajustar um modelo de respiração do ecossistema, não é adequado para esse tipo de dado.

Contudo, a Estatística dispõe de técnicas de ação corretiva que possibilitam transformar os dados, e em alguns casos obter normalidade e ou homocedasticidade. Os resultados dessas transformações foram analisados e estão apresentados na próxima seção.

3.3.1.2 Transformação dos Dados

Para que a transformação da variável *y* fosse possível, foi necessário somar uma constante aos valores das transformações logarítmica, raiz quadrada e Box-Cox em decorrência de serem restritas a valores positivos. Na escolha da constante foi observado o menor número, -115,34 e acrescido a cada elemento do conjunto de dados o inteiro positivo e maior mais próximo, 116.

A aplicação das transformações logarítmica, raiz quadrada, inversa e Box-Cox não aproximou a distribuição dos resíduos da regressão de uma normal. Os resultados reportados na Tabela 9 evidenciam níveis de significância altamente significativos para os três testes de normalidade.

Tabela 9 – Estatísticas dos testes de normalidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples após a soma dos fluxos de calor latente e sensível (y) ter sido transformada, n = 5.320

Tipo de Transformação	P-valor do teste Anderson-Darling	P-valor do teste Kolmogorov-Smirnov	P-valor do teste Ryan-Joiner
$\ln y$	<0,005	<0,010	<0,010
$\sqrt{y}$	<0,005	<0,010	<0,010
$\frac{1}{y}$	<0,005	<0,010	<0,010
Box-Cox	<0,005	<0,010	<0,010

Nota: p-valor - nível de significância observado.

Corroborando com os resultados reportados acima, a aplicação das transformações também não foi capaz de estabilizar a variância (Tabela 10). Nos quatro diferentes tipos de transformações, o nível de significância foi altamente significativo.

Tabela 10 – Estatísticas dos testes de homocedasticidade dos resíduos do modelo de regressão linear simples após a soma dos fluxos de calor latente e sensível (y) ter sido transformada, n = 5.320

Tipo de Transformação	P-valor do teste de Levene	P-valor do teste de Wald-Wolfowitz
$\ln y$	<0,001	<0,001
$\sqrt{y}$	<0,001	<0,001
$\frac{1}{y}$	<0,001	<0,001
Box-Cox	<0,001	<0,001

Nota: p-valor - nível de significância observado.

Como as transformações não foram capazes de estabilizar a variância e propiciar normalidade nos dados optou-se por calcular os intervalos de confiança por *bootstrap*, pois quando os erros de um modelo de regressão não estão normalmente distribuídos, o cálculo dos intervalos de confiança por meio da estatística paramétrica não apresenta resultados satisfatórios, sendo possível contornar o problema

utilizando *bootstrap* (CHERNICK; FRIIS, 2003).

3.3.1.3 Regressão Linear Simples com Bootstrap

Antes de aplicar o *bootstrap* para estimar o intervalo de confiança de 95% dos coeficientes do modelo de regressão linear simples, a reamostragem foi replicada de 10 a 5000, variando de 10 em 10, com a finalidade de encontrar qual seria o número ideal de iterações.

Diferentemente das 1000 replicações comumente indicadas, ao analisar as Figuras 12 e 13 observa-se que o coeficiente de regressão começou a estabilizar a partir de 2000 iterações e o intercepto a partir de 2500 iterações, respectivamente. Para padronizar, os intervalos de confiança foram calculados utilizando 2500 replicações *bootstrap*.

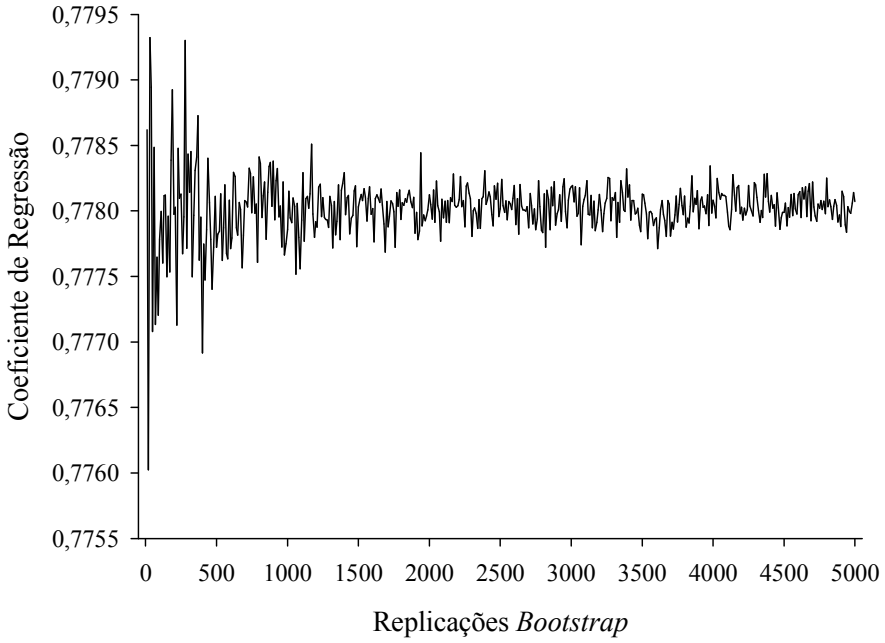


Figura 12 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de regressão do modelo de regressão linear simples.

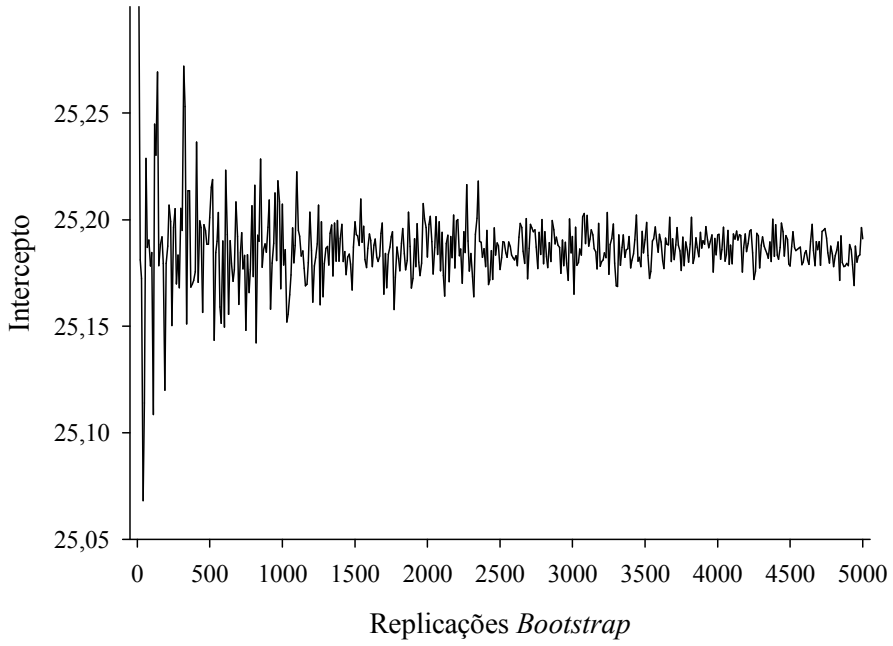


Figura 13 – Replicações *bootstrap* do intercepto do modelo de regressão linear simples.

O modelo de regressão linear simples com *bootstrap* também apresentou r^2 = 0,88. Ao comparar os coeficientes do modelo de regressão linear simples (Equação 5) com os do modelo de regressão linear simples com *bootstrap* (Equação 6) observou-se que os valores convergiram, apenas o intervalo de confiança do intercepto da RLS com *bootstrap* apresentou um intervalo expressivamente menor.

$$\hat{y} = 25{,}187\ [23{,}222;\ 27{,}152] + 0{,}778x\ [0{,}770;\ 0{,}786] \quad (5)$$

$$\hat{y} = 25{,}150\ [24{,}185;\ 26{,}158] + 0{,}786x\ [0{,}765;\ 0{,}791] \quad (6)$$

Como a aplicação do *bootstrap* não melhorou o ajuste do modelo e nem modificou substancialmente os coeficientes do modelo de regressão linear simples, visto que não chegou a diminuir o resíduo do balanço de energia nem em 1%, outras técnicas foram aplicadas no intuito de melhorar o entendimento sobre o FBE.

3.3.2 Teste dos Sinais com Monte Carlo

O teste dos sinais se caracteriza por ser não paramétrico, por isso não exige aderência aos pressupostos de homogeneidade de variâncias e de normalidade. Foi realizado com a finalidade de constatar se a energia disponível no sistema era igual à soma dos fluxos de calor sensível e latente. O resultado foi altamente significativo, p-valor < 0,001.

Desta forma, ao nível de 99% de confiança, é possível inferir que a energia disponível no sistema difere da soma dos fluxos de calor sensível e latente, embora o teste não indique de que forma é essa diferença, uma vez que a diferença entre as medidas é feita pelos sinais (+ ou -), e o tamanho da diferença não é computado (SNEDECOR; COCHRAN, 1967).

Na busca por um método que apresentasse melhor ajuste aos dados do balanço de energia foi utilizada a regressão linear robusta, cuja aplicação foi detalhada na seção a seguir.

3.3.3 Regressão Linear Robusta com *Bootstrap* e Validação Cruzada

A regressão robusta, de acordo com Draper & Smith (1998), apresenta dificuldades práticas no processo de escolha da função de ponderação a ser empregada. Não está claro qual deve ser utilizada para um dado conjunto de dados. O que se tem na literatura são indicações de funções que funcionaram bem em estudos específicos.

Mediante essa limitação, foram testadas e validadas por meio da validação cruzada *k-fold* oito funções de ponderação de modo a pesquisar, para cada uma delas, qual o valor da constante de ajuste (*tune*) mais adequada para ponderar os pesos da regressão robusta aplicada aos dados do balanço de energia. Os resultados estão dispostos na Tabela 11.

Para o cálculo do resíduo das funções de ponderação foi utilizado o desvio mediano, pois métodos não paramétricos são relativamente insensíveis aos *outliers* (HOLLANDER; WOLFE, 1999), ao contrário, por exemplo, do erro quadrático médio (EQM) que é paramétrico e sensível aos *outliers*.

Tabela 11 – Constantes de ajuste otimizada e respectivo desvio mediano das diferentes funções de ponderação

Função	Constante de Ajuste	*dm*
Andrews	0,450	13,590
Bisquare	1,614	13,585
Cauchy	0,560	14,641
Fair	-*	-*
Huber	-*	-*
Logistic	-*	-*
Talwar	0,990	13,664
Welsch	1,130	13,938

* A constante de ajuste e desvio mediano não convergiu para um mínimo.
Nota: *dm* - mediana das medianas dos módulos dos desvios entre valores observados e estimados dentro de cada késimo particionamento da validação cruzada.

O padrão de comportamento entre a constante de ajuste e o desvio mediano das funções de ponderação Fair, Huber e Logistic não convergiu para um mínimo e apresentaram o menor erro superior aos mínimos apresentados pelas demais equações.

Para escolher a função de ponderação adequada observou-se qual apresentou o menor resíduo, que no caso em questão foi a função Bisquare. A constante de ajuste referente ao menor resíduo foi 1,614. Na Figura 14 está exposto o padrão de variação da constante de ajuste Bisquare. O intervalo utilizado foi de 0,02 a 4,0, variando de 0,02 em 0,02. Esse procedimento foi realizado com as demais funções de ponderação, no entanto, priorizamos por apresentar a figura da função que apresentou o menor resíduo.

Ao observar os ponderadores da regressão linear robusta utilizando a constante de ajuste Bisquare otimizada apresentados na Figura 15 (cada um dos intervalos dos pesos representa 20% dos dados), constatou-se que aproximadamente 20% dos dados foram penalizados.

Os dados penalizados, denominados de pontos extremos, são pontos no modelo matricial com excessiva influência sobre o resultado (CUNHA et al., 2002).

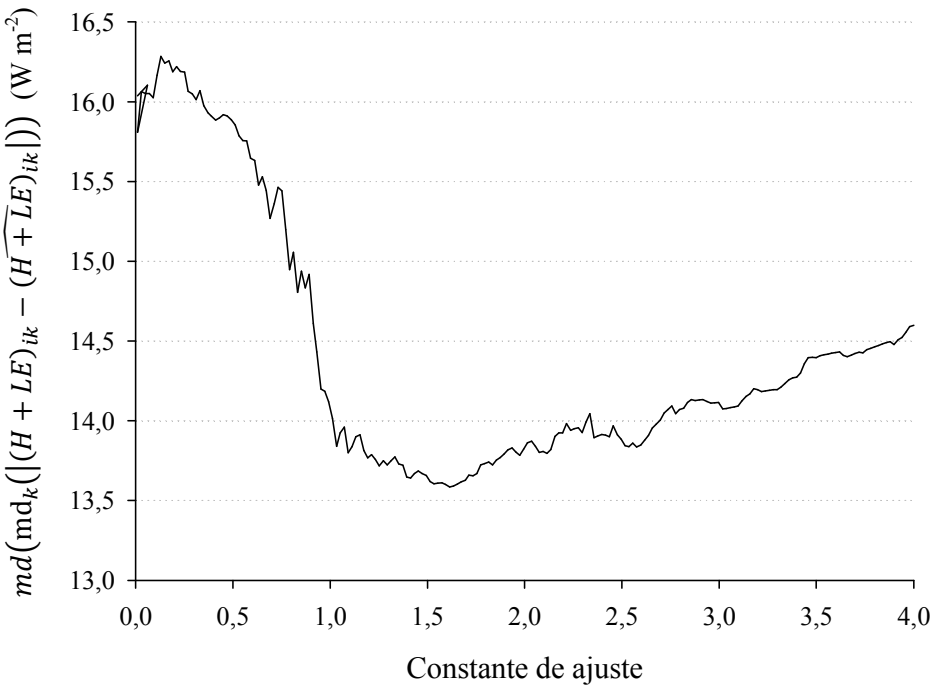


Figura 14 – Otimização da constante de ajuste da função Bisquare, *n* = 200.

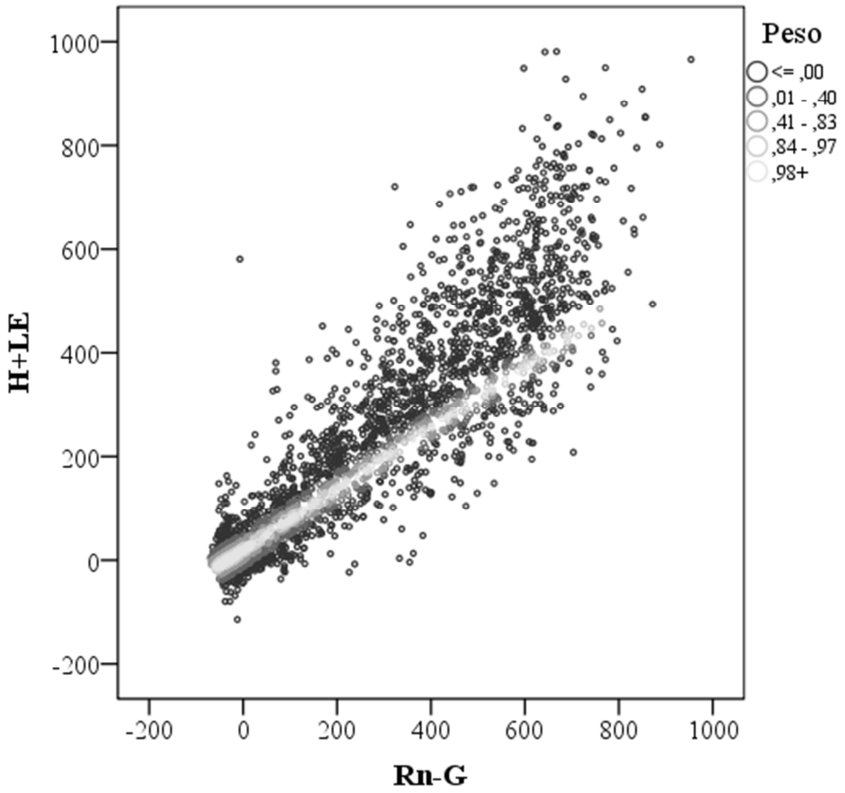


Figura 15 – Ponderadores da regressão linear robusta utilizando a constante de ajuste Bisquare otimizada. Cada intervalo dos pesos representa 20% dos dados.

Após a definição da função e da constante de ajuste, a reamostragem foi replicada de 10 a 5000, variando de 10 em 10, com a finalidade de encontrar qual seria o número ideal de iterações para estimar o intervalo de confiança *bootstrap* de 95% dos coeficientes do modelo de regressão linear robusta.

Novamente o número de replicações comumente indicado divergiu do resultado mostrado nas Figuras 16, 17 e 18. Observou-se que o coeficiente de determinação estabilizou a partir de 2000 iterações *bootstrap* e que o coeficiente de regressão e o intercepto estabilizaram a partir de 2500.

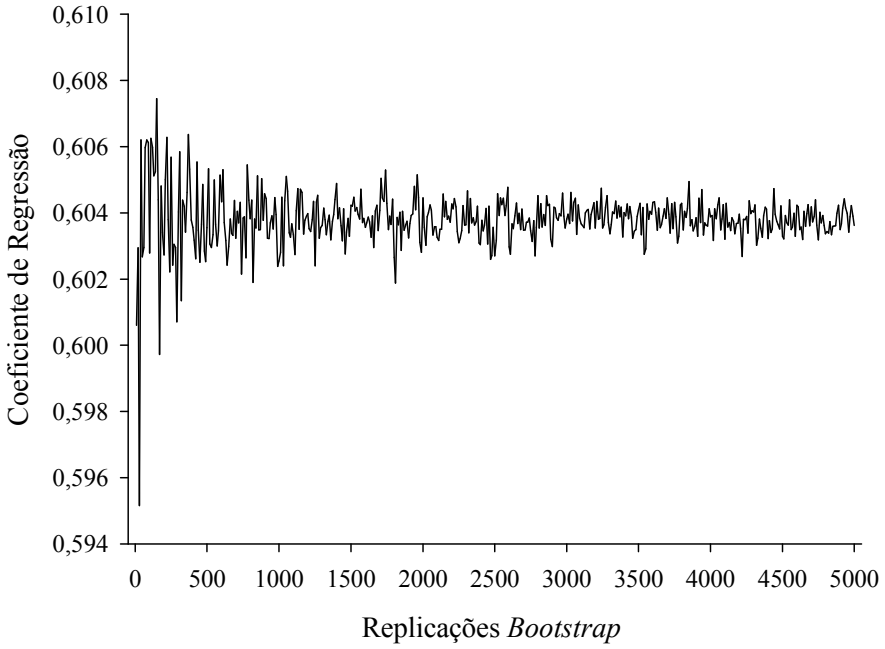


Figura 16 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de regressão do modelo de regressão linear robusta.

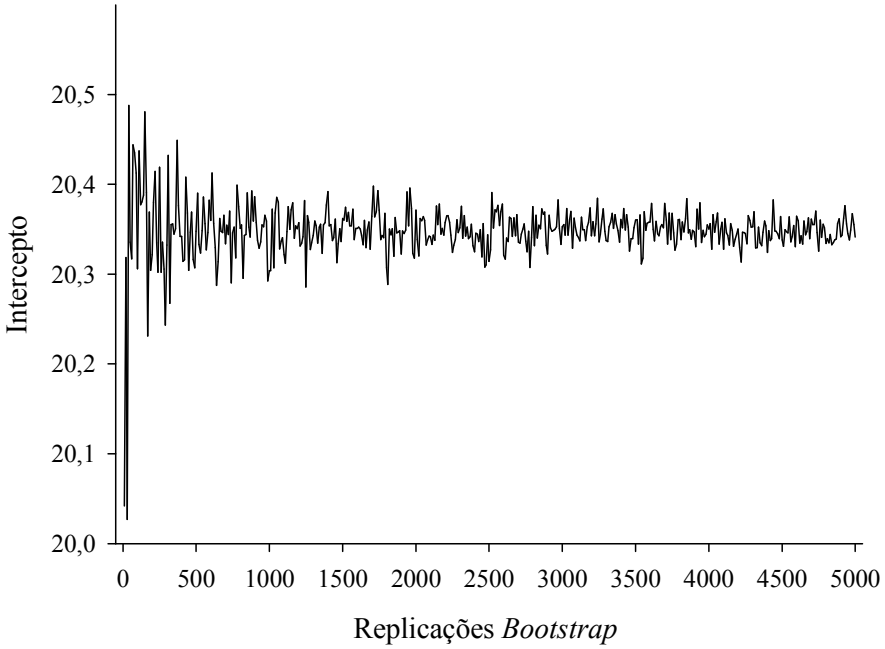


Figura 17 – Replicações *bootstrap* do intercepto do modelo de regressão linear robusta.

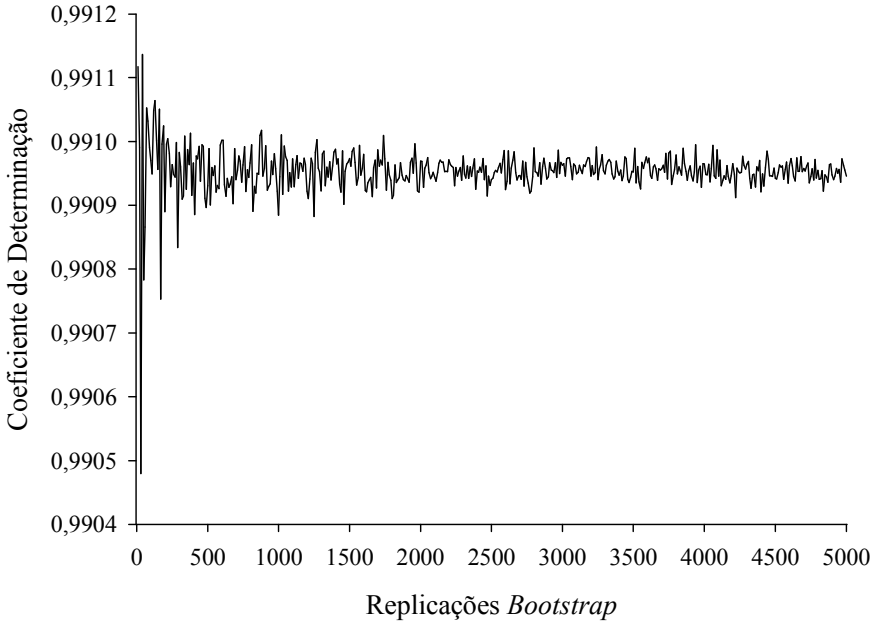


Figura 18 – Replicações *bootstrap* do coeficiente de determinação do modelo de regressão linear robusta.

Os intervalos de confiança dos coeficientes da regressão robusta foram calculados utilizando 2500 replicações *bootstrap* e estão dispostos na Equação 7. O ajuste do modelo, medido pelo coeficiente de determinação, passou a ser de 0,99, evidenciando um ajuste melhor e mais rigoroso para a regressão linear robusta, ao comparar com os resultados da regressão linear simples.

$$\hat{y} = 20{,}362\ [18{,}251;\ 21{,}004] + 0{,}604x\ [0{,}546;\ 0{,}616] \qquad (7)$$
$$r^2 = 0{,}99\ [0{,}988;\ 0{,}992]$$

O resíduo do FBE aumentou consideravelmente de 22,2%, considerando a regressão linear simples, para 39,6% utilizando a regressão linear robusta. Desta forma, a aplicação da regressão linear robusta com *bootstrap* e validação cruzada evidenciou que a utilização de uma técnica com melhor ajuste aos dados do balanço de energia gerou uma discrepância no fechamento do balanço de energia mais expressiva.

Buscando analisar a implicação do não fechamento do balanço de energia nas medidas de fluxo de CO_2, Wilson et al. (2002) relataram que os resultados sugerem uma ligação entre os fluxos de CO_2 e o FBE. A falta de fechamento do balanço de energia, de acordo com os autores supracitados, pode ser uma indicação de que as estimativas dos fluxos de CO_2 não são fidedignas, no entanto, não é um resultado conclusivo.

O desequilíbrio energético conforme ressaltam Wohlfahrt & Widmoser (2013), continua sendo um problema pendente em micrometeorologia e esforços contínuos por parte da comunidade científica são necessários a fim de fazer avançar esse assunto.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

A regressão linear simples não é um modelo indicado para analisar o fechamento do balanço de energia, pois não foi possível validar os pressupostos que o modelo demanda.

A aplicação das transformações logarítmica, raiz quadrada, inversa e Box-Cox não foram capazes de estabilizar a variância e propiciar normalidade nos dados.

A regressão linear robusta com *bootstrap* e validação cruzada apresentou um ajuste melhor e mais rigoroso, evidenciado que para o conjunto de dados em questão, a utilização de uma técnica com melhor ajuste aos dados do balanço de energia gerou um expressivo aumento do resíduo do fechamento do balanço de energia.

Desta forma, os resultados da técnica de EC devem ser avaliados com parcimônia e ainda são necessários aperfeiçoamentos nessa técnica para determinação dos fluxos turbulentos em regiões florestadas, para que o papel dessas importantes áreas no complexo sistema de absorção-emissão de dióxido de carbono seja elucidado.

SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

- Analisar o fechamento do balanço de energia considerando também as médias diárias para verificar se haverá alteração nos coeficientes do modelo.

- Utilizar dados de um local com vegetação mais homogênea ou um período mais longo para também verificar se haverá alteração nos coeficientes do modelo.

- Realizar medidas dos termos de armazenamento de energia para analisar o fechamento do balanço de energia com todas as variáveis que o compõe.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AGUIAR, R. G.; VON RANDOW, C.; PRIANTE FILHO, N.; MANZI, A. O.; AGUIAR, L. J. G.; CARDOSO, F. L. Fluxos de massa e energia em uma floresta tropical no sudeste da Amazônia. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v. 21, p. 248-257, 2006.

ALTERRA GREEN WORLD RESEARCH. **Alteddy 3.4**. Wageningen, 2013. Disponível em <www.climatexchange.nl/projects/alteddy> Acesso em: 29 mar. 2013.

AMIRO, B. Estimating annual carbon dioxide eddy fluxes using open-path analysers for cold forest sites. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. p. 1366-72, 2010.

ANDRADE, N. L. R. **Fluxo de calor latente em uma floresta tropical da Amazônia**: análise de séries temporais com *wavelets* e do produto MOD16. 2013. 168 f. Tese (Doutorado em Física Ambiental) – Instituto de Física, Universidade Federal de Mato Grosso, Cuiabá, 2013.

ANDREAE, M. O.; ARTAXO, P.; BRANDÃO, C.; CARSWELL, F. E.; CICCIOLI, P.; COSTA, A. L.; CULF, A. D.; ESTEVES, J. L.; GASH, J. H. C.; GRACE, J.; KABAT, P.; LELIEVELD, J.; MALHI, Y.; MANZI, A. O.; MEIXNER, F. X.; NOBRE, A. D.; NOBRE, C.; RUIVO, M. L. P.; SILVA-DIAS, M. A.; STEFANI, P.; VALENTINI, R.; JOUANNE, J.; WATERLOO, M. J. Biogeochemical cycling of carbon, water, energy, trace gases, and aerosols in Amazonia: The LBA-EUSTACH experiments. **Journal of Geophysical Research**. v. 107, p. 33-1 – 33-25, 2002.

ARAGÃO, L. E. O. C.; MALHI, Y.; BARBIER, N.; LIMA, A.;SHIMABUKURO, Y.;ANDERSON, L.;SAATCHI, S. Interactions between rainfall, deforestation and fires during recent years in the Brazilian Amazonia. **Philosophical Transactions of the Royal Society B**, v. 363, p. 1779-85, 2008.

ARAÚJO, A. C.; NOBRE, A. D.; KRUIJT, B.; ELBERS, J. A.; DALLAROSA, R.; STEFANI, P.; RANDOW, C.; MANZI, A. O.; CULF, A. D.; GASH, J. H. C.; VALENTINI, R.; KABAT, P. Comparative measurements of carbon dioxide fluxes from two nearby towers in a central Amazonian rainforest: The Manaus LBA site. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, p. 58-1 - 58-20, 2002.

ARTAXO, P. As mudanças climáticas globais e a Amazônia. **Ciência Hoje**. Rio de

Janeiro, RJ, v. 35, n. 206, p. 40-2, jul. 2004.

ARTAXO, P. Break down boundaries in climate research. **Nature**, v. 481, p. 239, 2012.

ARYA, S. P. **Introduction to micrometeorology**. 2. ed. San Diego: Academic Press, 2001. 420p.

AUBINET, M.; CHERMANNE, B.; VANDENHAUTE, M.; LONGDOZ, B.; YERNAUX, M.; LAITAT, E. Long term carbon dioxide exchange above a mixed forest in the Belgian Ardennes. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 108, p. 293-315, 2001.

AUBINET, M. Eddy covariance CO_2 flux measurements in nocturnal conditions: an analysis of the problem. **Ecological Applications**, v. 18, n. 6, p. 1368-78, 2008.

BALDOCCHI, D. D. Assessing the eddy covariance technique for evaluating carbon dioxide exchange rates of ecosystems: past, present and future. **Global Change Biology**, v. 9, p. 479-92, 2003.

BALDOCCHI, D. D. 'Breathing' of the terrestrial biosphere: lessons learned from a global network of carbon dioxide flux measurement systems. **Australian Journal of Botany**, v. 56, p. 1-26, 2008.

BALDOCCHI, D. D.; FALGE, E.; GU, L.; OLSON, R.; HOLLINGER, D.; RUNNING, S.; ANTHONI, P.; BERNHOFER, CH.; DAVIS, K.; EVANS, R.; FUENTES, J.; GOLDSTEIN, A.; KATUL, G.; LAW, B.; LEE, X.; MALHI, Y.; MEYERS, T.; MUNGER, J. W.; OECHEL, W.; PAW U, K. T.; PILEGAARD, K.; SCHMID, H. P.; VALENTINI, R.; VERMA, S.; VESALA, T.; WILSON, K.; WOFSY, S. FLUXNET: a new tool to study the temporal and spatial variability of ecosystem-scale carbon dioxide, water vapor and energy flux densities. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 82, n. 11, p. 2415-34, 2001.

BALDOCCHI, D. D.; HINCKS, B. B.; MEYERS, T. P. Measuring biosphere-atmosphere exchanges of biologically related gases with micrometeorological methods. **Ecology**. v. 69, p. 1331-40, 1988.

BALLANTYNE, A. P.; ALDEN, C. B.; MILLER, J. B.; TANS, P. P.; WHITE, J. W. C. Increase in observed net carbon dioxide uptake by land and oceans during the past 50 years. **Nature**, v. 488, p. 70-3, 2012.

BARR, A. G.; MORGENSTERN, K.; BLACK, T. A.; MCCAUGHEY, J. H.; NESIC, Z. Surface energy balance closure by the eddy-covariance method above three boreal forest stands and implications for the measurement of the CO_2 flux. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 140, p. 322-37, 2006.

BILLESBACH. D. P. Estimating uncertainties in individual eddy covariance flux measurements: a comparison of methods and a proposed new method. **Agricultural**

and Forest Meteorology, v. 151, p. 394-405, 2011.

BRASIL. Decreto de 02 de maio de 2006. Amplia os limites da Reserva Biológica do Jaru, no Estado de Rondônia. **Diário Oficial da União**, Brasília, n. 83, p. 4, 3 maio 2006. Seção 1.

BRASIL. Decreto-lei n. 83.716, de 11 de julho de 1979. Cria, no território Federal de Rondônia, a Reserva Biológica do Jaru. **Diário Oficial da União**, Brasília, n. 83, p. 2, 12 jul. 1979. Seção 1.

BROTZGE, J. A.; CRAWFORD, K. C. Examination of the surface energy budget: a comparison of eddy correlation and bowen ratio measurement systems. **Journal of Hidrometeorology**, v. 4, p. 160-78, 2003.

BROWNE, M. W. Cross-validation methods. **Journal of Mathematical Psychology**, v. 44, p. 108-32, 2000.

BURBA, G.; ANDERSON, D. **Introduction to the eddy covariance method**: general guidelines, and general conventional workflow. Nebraska: LI-COR Biosciences, 2007.

BUSTAMANTE, M. M. C.; KELLER, M.; SILVA, D. A. Sources and sinks of trace gases in amazonia and the cerrado. In: KELLER, M.; BUSTAMANTE, M.; GASH, J.; DIAS, P. S. (Org.). **Amazonian and global change**. Washington: American Geophysical Union, 2009. p. 337-54.

BUVAT, I.; LAZARO, D. Monte Carlo simulations in emission tomography and GATE: an overview. **Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A**, v. 569, p. 323-29, 2006.

CALLEGARI-JACQUES, S. **Bioestatística:** princípios e aplicações. São Paulo: ARTMED, 2003. 255p.

CASTELLVÍ, F.; SNYDER, R. L.; BALDOCCHI, D. D. Surface energy-balance closure over rangeland grass using the eddy covariance method and surface renewal analysis. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, p. 82-93, 2008.

CAVA, D.; CONTINI, D.; DONATEO, A.; MARTANO, P. Analysis of short-term closure of the surface energy balance above short vegetation. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, P. 1147-60, 2008

CHATTERJEE, S.; HADI, A. S. **Regression analysis by example**. 4. ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2006. 375p.

CHERNICK, M. R.; FRIIS, R. H. **Introductory biostatistics for the health sciences**: modern applications including bootstrap. New Jersey: John Wiley & Sons, 2003. 406p.

CHIOU, Y.-S.; CARLEY, K. M.; DAVIDSON, C. I.; JOHNSON, M. P. A high spatial resolution residential energy model based on American Time Use Survey data and the bootstrap sampling method. **Energy and Buildings**, v. 43, p. 3528-38, 2011.

COSTA, M. H.; BIAJOLI, M. C.; SANCHES, L.; MALHADO, A. C. M.; HUTYRA, L. R.; DA ROCHA, H. R.; AGUIAR, R. G.; ARAÚJO, A. C. Atmospheric versus vegetation controls of Amazonian tropical rain forest evapotranspiration: Are the wet and seasonally dry rain forests any different? **Journal of Geophysical Research**, v. 115, p. G04021 1-9, 2010.

COSTA, M. H.; YANAGI, S. N. M.; SOUZA, P. O. J. P.; RIBEIRO, A.; ROCHA, E. J. P. Climate change in Amazonia caused by soybean cropland expansion, as compared to caused by pastureland expansion. **Geophysical Research Letters**, v. 34, p. L07706 1-4, 2007.

COURARD-HAURI, D. Using Monte Carlo analysis to investigate the relationship between overconsumption and uncertain access to one's personal utility function. **Ecological Economics**, v. 6 4, p. 152-62, 2007.

COX, P. M.; HARRIS, P. P.; HUNTINGFORD, C.; BETTS, R. A.; COLLINS, M.; JONES, C. D.; JUPP, T. E.; MARENGO, J. A.; NOBRE, C. A. Increasing risk of Amazonian drought due to decreasing aerosol pollution. **Nature**, n. 453, p. 212-15, 2008.

CULF, A. D.; FISCH, G.; MALHI, Y.; NOBRE, C. A. The influence of the atmospheric boundary layer on carbon dioxide concentrations over a tropical forest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 85, p. 149-58, 1997.

CULF, A. D.; FOKEN, T.; GASH, J. H. C. The energy balance closure problem. In: KABAT, P. et al. (Org). **Vegetation, water, humans and the climate**: a new perspective on an interactive system. Berlin: Springer, 2004. p. 159-66.

CUNHA, U. S.; MACHADO, S. A.; FIGUEIREDO FILHO, A. Uso de análise exploratória de dados e de regressão robusta na avaliação do crescimento de espécies comerciais de terra firme da Amazônia. **Revista Árvore**, v. 26, p.391-402, 2002.

DA ROCHA, H. R.; GOULDEN, M. L.; MILLER, S. D.; MENTON, M. C.; PINTO, L. D. V. O.; FREITAS, H. C.; FIGUEIRA, A. M. S. Seasonality of water and heat fluxes over a tropical Forest in eastern Amazonia. **Ecological Applications**, v. 14, p. S22-S32, 2004.

DAVIDSON, E. A.; ARAÚJO, A. C. de; ARTAXO, P.; BALCH, J. K.; BROWN, F.; BUSTAMANTE, M. M. C.; COE, M. T.; DeFRIES, R. S.; KELLER, M.; LONGO, M.; MUNGER, J. W.; SCHROEDER, W.; SOARES-FILHO, B. S.; SOUZA Jr, C. M.; WOFSY, S. C. The Amazon basin in transition. **Nature**, v. 481, p. 321-8, 2012.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V.; SCHECHTMAN, E. Efficient bootstrap simulation. **Biometrika**, v. 73, n. 3, p. 555-66, 1986.

DAVISON, A. C.; HINKLEY, D. V.; YOUNG, G. A. Recent developments in bootstrap methodology. **Statistical Science,** v. 18, n. 2, p. 141-57, 2003.

DING, Y.; ARAI, K. Forest parameter estimation by means of Monte-Carlo simulations with experimental considerations: estimation of multiple reflections among trees depending on forest parameters. **Advances in Space Research**, v. 43, p. 438-47, 2009.

DORE, M. H. I. Climate change and changes in global precipitations patterns: what do we know? **Environment International**, v. 31, p. 1167-81, 2005.

DRAPER, N. R.; SMITH, H. **Applied Regression Analysis**. 3. ed. New York: John Wiley & Sons, 1998. 706p.

EFRON, B. Bootstrap methods: another look at the jackknife. **Annals of Statistics**, v. 7, p. 1-26, 1979.

EMPRESA BRASILEIRA DE PESQUISA AGROPECUÁRIA; INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Levantamento de Informações de Uso e Cobertura da Terra na Amazônia. 2011. Disponível em: <www.inpe.br/noticias/noticia.php?Cod_Noticia=2654> Acesso em: 13 out. 2011.

ESTATCAMP. **Action 2.5**. São Carlos, 2013. Disponível em: <www.portalaction.com.br> Acesso em: 25 mar. 2013.

FALGE, E.; BALDOCCHI, D.; OLSON, R.; ANTHONI, P.; AUBINET, M.; BERNHOFER, C.; BURBA, G.; CEULEMANS, R.; CLEMENT, R.; DOLMAN, H.; GRANIER, A.; GROSS, P.; GRÜNWALD, T.; HOLLINGER, D.; JENSEN, N. O.; KATUL, G.; KERONEN, P.; KOWALSKI, A.; LAI, C. T.; LAW, B. E.; MEYERS, T.; MONCRIEFF, J.; MOORS, E.; MUNGER, J. W.; PILEGAARD, K.; RANNIK, U.; REBMANN, C.; SUYKER, A.; TENHUNEN, J.; TU, K.; VERMA, S.; VESALA, T.; WILSON, K.; WOFSY, S. Gap filling strategies for defensible annual sums of net ecosystem exchange. **Agricultural and Forest Meteorology**. v. 107, p. 43-69, 2001a.

FALGE, E.; BALDOCCHI, D.; OLSON, R.; ANTHONI, P.; AUBINET, M.; BERNHOFER, C.; BURBA, G.; CEULEMANS, R.; CLEMENT, R.; DOLMAN, H.; GRANIER, A.; GROSS, P.; GRÜNWALD, T.; HOLLINGER, D.; JENSEN, N. O.; KATUL, G.; KERONEN, P.; KOWALSKI, A.; LAI, C. T.; LAW, B. E.; MEYERS, T.; MONCRIEFF, J.; MOORS, E.; MUNGER, J. W.; PILEGAARD, K.; RANNIK, U.; REBMANN, C.; SUYKER, A.; TENHUNEN, J.; TU, K.; VERMA, S.; VESALA, T.; WILSON, K.; WOFSY, S. Gap filling strategies for long term energy flux data sets. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 107, p. 71-7, 2001b.

FEARNSIDE, P. M. **A floresta amazônica nas mudanças globais**. Manaus: INPA, 2003. 134p.

FEARNSIDE, P. M. Are climate change impacts already affecting tropical forest

biomass? **Global Environmental Change**, v. 14, p. 299-302, 2004.

FEARNSIDE, P. M. A vulnerabilidade da Floresta Amazônica perante as mudanças climáticas. **Oecologia Brasiliensis**, v. 13, n. 4, p. 609-18, 2009a.

FEARNSIDE, P. M.; RIGHI, C. A.; GRAÇA, P. M. L. de A.; KEIZER, E. W. H.; CERRI, C. C.; NOGUEIRA, E. M.; BARBOSA, R. I. Biomass and greenhouse-gas emissions from land-use change in Brazil's Amazonian ''arc of deforestation'': the states of Mato Grosso and Rondônia. **Forest Ecology and Management**, v. 258, p. 1968-78, 2009b.

FINNIGAN, J. An introduction to flux measurements in difficult conditions. **Ecological Applications**, v. 18, n. 6, p. 1340-50, 2008.

FISHMAN, G. S. **Monte Carlo**: concepts, algorithms, and applications. New York: Springer, 1995.

FLACHAIRE, E. A better way to bootstrap pairs. **Economics Letters**, v. 64, n. 3, p. 257-62, 1999.

FOKEN, T.; AUBINET, M.; FINNIGAN, J. J.; LECLERC, M. Y.; MAUDER, M.; PAW, U. K. T. Results of a panel discussion about the energy balance closure correction for trace gases. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 92, ES13-18, 2011.

FOKEN, T. **Micrometeorology**. Berlin: Springer, 2008a. 306p.

FOKEN, T. The energy balance closure problem: an overview, **Ecological Applications**, v. 18, n. 6, p. 1351-67, 2008b.

FOKEN, T., WIMMER, F.; MAUDER, M.; THOMAS, C.; LIEBETHAL, C. Some aspects of the energy balance closure problem. **Atmospheric Chemistry and Physics**, v. 6, 4395-402, 2006.

FRANSSEN, H. J. H.; STÖCKLI, R.; LEHNER, I.; ROTENBERG, E.; SENEVIRATNE, S. I. Energy balance closure of eddy-covariance data: a multisite analysis for European FLUXNET stations. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 150, p. 1553-67, 2010.

GARCÍA-PAREJA, S.; VILCHES, M.; LALLENA, A. M. Ant colony method to control variance reduction techniques in the Monte Carlo simulation of clinical electron linear accelerators of use in cancer therapy. **Journal of Computational and Applied Mathematics**, v. 233, p. 1534-41, 2010.

GASH, J. H. C.; DOLMAN, A. J. Sonic anemometer (co)sine response and flux measurement I. The potential for (co)sine error to affect sonic anemometer-based flux measurements. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 119, 195-207, 2003.

GILONI, A.; SIMONOFF, J. S.; SENGUPTA, B. Robust weighted LAD regression. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 50, p. 3124-40, 2006.

GIRARDI, G. Emissões de carbono do Brasil podem ter caído35%, aponta estimativa. **Estadão**, São Paulo, 28 nov. 2012. Disponível em: <www.estadao.com.br/noticias/vidae,emissoes-de-carbono-do-brasil-podem-ter-caido-35-aponta-estimativa,966578,0.htm> Acesso em: 19 fev. 2013.

GOMES, J. B. **Conversão de florestas tropicais em sistemas pecuários na Amazônia:** quais são as implicações no microclima da região? 2011. 61 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental) – Departamento de Engenharia Ambiental, Universidade Federal de Rondônia-*Campus* de Ji-Paraná, Ji-Paraná, 2011.

GOULDEN, M. L.; MUNGER, J. W.; FAN, S.; DAUBE, B. C.; WOFSY, S. C. Measurements of carbon sequestration by long-term eddy covariance: methods and a critical evaluation of accuracy. **Global Change Biology**, v. 2, p. 169-82, 1996.

GRACE, J.; LLOYD, J.; MCINTYRE, J.; MIRANDA, A.; MEIR, P.; MIRANDA, H.; MONCRIEFF, J.; MASSHEDER, J.; WRIGHT, I.; GASH, J. Fluxes of carbon dioxide and water vapour over an undisturbed tropical forest in south-west Amazonia. **Global Change Biology**, v.1, p. 1-12, 1995.

GRAVELINE, N.; LOUBIER, S.; GLEYSES, G.; RINAUDO, J.-D. Impact of farming on water resources: assessing uncertainty with Monte Carlo simulations in a global change context. **Agricultural Systems**, v. 108, p. 29-41, 2012.

GUIOT, J.; TORRE, F.; JOLLY, D.; PEYRON, O.; BOREUX, J. J.; CHEDDADI, R. Inverse vegetation modeling by Monte Carlo sampling to reconstruct palaeoclimates under changed precipitation seasonality and CO_2 conditions: application to glacial climate in Mediterranean region. **Ecological Modelling**, v. 127, p. 119-40, 2000.

HAARHOFF, J.; MATHEWS, E. H. Monte Carlo method for thermal building simulation. **Energy and Buildings**, v. 38, p. 1395-9, 2006.

HADDAD, K.; RAHMAN, A.; ZAMAN, M. A.; SHRESTHA, S. Applicability of Monte Carlo cross validation technique for model development and validation using generalised least squares regression. **Journal of Hydrology**, v. 482, p. 119-28, 2013.

HAIR Jr., J. F.; BLACK, W. C.; BABIN, B. J.; ANDERSON, R. E.; TATHAN, R. L. **Análise multivariada de dados**. 6. ed. Porto Alegre: Bookman, 2009. 688p.

HALL, P. A short prehistory of the bootstrap. **Statistical Science**, v. 18, n. 2, p. 158-67, 2003.

HASLWANTER, A.; HAMMERLE, A.; WOHLFAHRT, G. Open-path vs. closed-path eddy covariance measurements of the net ecosystem carbon dioxide and water vapour exchange: a long-term perspective. **Agricultural and Forest Meteorology**, v.

149, p. 291-302, 2009.

HAYHOE, S. J.; NEILL, C.; PORDER, S.; McHORNEY, R.; LEFEBVRE, P.; COE, M. T.; ELSENBEER, H.; KRUSCHE, A. V. Conversion to soy on the Amazonian agricultural frontier increases streamflow without affecting stormflow dynamics. **Global Change Biology,** v. 17, p. 1821-33, 2011.

HENDERSON, A. R. The bootstrap: a technique for data-driven statistics. Using computer-intensive analyses to explore experimental data. **Clinica Chimica Acta**, v. 359, p. 1-26, 2005.

HEUSINKVELD, B. G.; JACOBS, A. F. G.; HOLTSLAG, A. A. M.; BERKOWICZ, S. M. Surface energy balance closure in an arid region: role of soil heat flux. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 122, p. 21-37, 2004.

HILDEBRAND, D. K. **Statistical thinking for behavioral scientists**. Boston: Duxbury Press, 1986. 812p. Disponível em: <http://books.google.com.br/books?ei= lQDvUaikKoviqAGn0YCoCA&id=J8kfAQAAIAAJ&dq=Hildebrand+1986+ Statistical+thinking+for+behavioral+scientists&q=kurtosis> Acesso em: 23 jul. 2013.

HODNETT, M. G.; OYAMA, M. D.; TOMASELLA, J.; MARQUES FILHO, A. O. Comparisons of long-term soil water storage behaviour under pasture and forest in three areas of Amazonia. In: GASH, J.H.C.; NOBRE, C. A.; ROBERTS, J. M.; VICTORIA, R. L.(Org.). **Amazonian deforestation and climate**. Chichester: John Wiley, 1996, p. 57-77.

HOLLANDER, M.; WOLFE, D. A. **Nonparametric statistical methods**. 2. ed. New York: John Wiley & Sons, 1999. 787p.

HOLLINGER, D. Y.; ABER, J.; DAIL, B.; DAVIDSON, E. A.; GOLTZ, S. M.; HUGHES, H.; LECLERC, M. Y.; LEE, J. T.; RICHARDSON, A. D.; RODRIGUES, C.; SCOTT, N. A.; ACHUATAVARIER, D.; WALSH, J. Spatial and temporal variability in forest-atmosphere CO_2 exchange. **Global Change Biology**, v. 10, p. 1689-706, 2004.

HOUGHTON, R. A.; GLOOR, M.; LLOYD, J.; POTTER, C. The regional carbon budget. In: KELLER, M.; BUSTAMANTE, M.; GASH, J.; DIAS, P. S. (Org.). **Amazonian and global change**. Washington: American Geophysical Union, 2009. p. 409-28.

IBAMA. **Plano de prevenção e combate aos incêndios florestais na reserva biológica do Jaru (2006-2007)**. Ji-Paraná, 2006. 16 p.

IBM. **SPSS 20.0** New York, 2011. Disponível em: <www-01.ibm.com/software/analytics/spss> Acesso em: 22 abr. 2013.

JANSSEN, P. H. M.; HEUBERGER, P. S. C. Calibration of process-oriented

models. **Ecological Modelling**, v. 83, n. 1-2, p. 55-66, 1995.

KAC, M.; LOGAN, J. Fluctuation phenomena. In: MONTROLL, E. W.; LEBOWITZ, J. L. (Org.). **Studies in Statistical Mechanics**. Amsterdam: North-Holland, Amsterdam, v. 7, 1979. 350p. Disponível em: <http://books.google.com.br/books?id=YpUfuDalpCgC&pg=PA60&dq=Kac+Logan+Fluctuation+Phenomena+1976&hl=en&sa=X&ei=RqfuUZTGEIvu9AT-34HwDg&ved=0CCsQ6AEwAA#v=onepage&q=stochastic&f=false> Acesso em: 23 jul. 2013.

KEIRSTEAD, J. SHAH, N. Calculating minimum energy urban layouts with mathematical programming and Monte Carlo analysis techniques. **Computers, Environment and Urban Systems,** v. 35, p. 368-77, 2011.

KESSOMKIAT, W.; FRANSSEN, H.-J. H.; GRAF, A.; VEREECKEN, H. Estimating random errors of eddy covariance data: an extended two-tower approach. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 171-172, p. 203-19, 2013.

KIDSTON, J.; BRÜMMER, C.; BLACK, T. A.; MORGENSTERN, K.; NESIC, Z.; MCCAUGHEY, J. H.; BARR, A. G. energy balance closure using eddy covariance above two different land surfaces and implications for CO_2 flux measurements. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 136, p. 193-218, 2010.

KLEIJNEN, J. P. C.; DEFLANDRE, D. Validation of regression metamodels in simulation: bootstrap approach. **European Journal of Operational Research**, v. 170, p. 120-31, 2006.

KLEIJNEN, J. P. C. Statistical validation of simulation models. **European Journal of Operational Research**, v. 87, p. 21-34, 1995b.

KLEIJNEN, J. P. C. Verification and validation of simulation models. **European Journal of Operational Research**, v. 82, p. 145-62, 1995a.

KOHAVI, R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. In: MELLISH, C. S. (Org.). **Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence**. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1995. p. 1137-43.

KOHSIEK, W.; LIEBETHAL, C.; FOKEN, T.; VOGT, R.; ONCLEY, S. P.; BERNHOFER, Ch.; DEBRUIN, H. A. R. The Energy Balance Experiment EBEX-2000. Part III: behaviour and quality of the radiation measurements. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 123, p. 55-75, 2007.

KRUIJT, B.; ELBERS, J. A.; VON RANDOW, C.; ARAÚJO, A. C.; OLIVEIRA, P. J.; CULF, A.; MANZI, A. O.; NOBRE, A. D.; KABAT, P.; MOORS, E. J. The robustness of eddy correlations fluxes for Amazon rain forest conditions. **Ecological Applications**, v. 14, p. S101-S113, 2004.

LAPOLA, D. M.; SCHALDACH, R.; ALCAMO, J. Impacts of climate change and

the end of deforestation on land use in the Brazilian Legal Amazon**. Earth Interactions**, v. 15, n. 16, p. 1-29, 2011.

LAW, A. M.; KELTON, W. D. **Simulation modeling and analysis**. 3. ed. New York: McGraw-Hill, 2000.

LAWLESS, R. M.; ROBBENNOLT, J. K.; ULEN, T. **Empirical methods in law**. Austin: Wolters Klumer Law & Business, 2010. 446p.

LEE, X. On micrometeorological observations of surface-air exchange over tall vegetation. **Agricultural and Forest Meteorology,** v. 91, p. 39-49, 1998.

LEUNING, R.; GORSEL, E.; MASSMAN, W. J.; ISAAC, P. R. Reflections on the surface energy imbalance problem. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 156, p. 65-74, 2012.

LEUNING, R.; JUDD, M. J. The relative merits of open- and closed-path analysers for measurement of eddy fluxes. **Global Change Biology**, v. 2, p. 241-53, 1996.

LEWIS, S. L.; BRANDO, P. M.; PHILLIPS, O. L.; HEIJDEN, G. M. F.; NEPSTAD, D. The 2010 Amazon Drought. **Science**, v. 331, p. 554, 2011.

LI, Z.; YU, G.; WEN, X.; ZHANG, L.; REN, C.; FU, Y. Energy balance closure at ChinaFlux sites. **Science in China Series D-Earth Sciences**, v. 48, p. 51-62, 2005.

LIEBETHAL, C.; FOKEN, T. On the significance of the webb correction to fluxes**. Boundary-Layer Meteorology**, v. 109, p. 99-106, 2003.

LIMA, A.; SILVA, T. S. F.; ARAGÃO, L. E. O. C. de; FREITAS, R. M. de; ADAMI, M.; FORMAGGIO, A. R.; SHIMABUKURO, Y. E. Land use and land cover changes determine the spatial relationship between fire and deforestation in the Brazilian Amazon. **Applied Geography**, v. 34, p. 239-46, 2012.

LOESCHER, H. W.; LAW, B. E.; MAHRT, L.; HOLLINGER, D. Y.; CAMPBELL, J.; WOFSY, S. C. Uncertainties in, and interpretation of, carbon flux estimates using the eddy covariance technique. **Journal of Geophysical Research**, v. 111, p. D21S90 1-19, 2006.

LUIZÃO, F. J.; FEARNSIDE, P. M.; CERRI, C. E. P.; LEHMANN, J. The maintenance of soil fertility in Amazonian managed systems. In: KELLER, M.; BUSTAMANTE, M.; GASH, J.; DIAS, P. S. (Org.). **Amazonian and global change**. Washington: American Geophysical Union, 2009. p. 311-36.

MAIA, J. M. F.; SÁ, M. O.; SILVA, P. R. T.; PEREIRA, Q. C. C.; AGUIAR, M. J. F. R.; VON RANDOW, C.; SANTOS, J. L. C.; SILVA, J. T.; MANZI, A. O.; ARAÚJO, A. C.; ALENCAR, A. L. Implementação de protocolos de controle da qualidade de dados micrometeorológicos. In: SEMANA DE INFORMÁTICA, SEMANA DE GEOTECNOLOGIAS E ESCOLA DE SOFTWARE LIVRE, 4,

2007, Santarém. **Anais**. Santarém: [S. ed.], 2007. p.72-9.

MALHI. Y.; ROBERTS, J. T.; BETTS, R. A.; KILLEEN, T. J.; LI, W.; NOBRE, C. A. Climate Change, Deforestation, and the Fate of the Amazon. **Science**, v. 319, p. 169-72, 2008.

MARENGO, J. A.; TOMASELLA, J.; ALVES, L. M.; SOARES, W. R.; RODRIGUEZ, D. A. The drought of 2010 in the context of historical droughts in the Amazon region. **Geophysical Research Letters**, v. 38, L12703, 2011b.

MARENGO, J. A.; TOMASELLA, J.; SOARES, W. R.; ALVES, L. M.; NOBRE, C. A. Extreme climatic events in the Amazon basin. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 107, p. 73-85, 2011a.

MARTIN, C.; AYESA, E. An Integrated Monte Carlo Methodology for the calibration of water quality Models. **Ecological Modelling**, v. 221, p. 2656-67, 2010.

MARTÍNEZ-ESPINOSA, M. **Desenvolvimento de um modelo estatístico para aplicação no estudo de fadiga em emendas dentadas de madeira**. 2001. 160 f. Tese (Doutorado em Ciência e Engenharia dos Materiais) – Instituto de Física e de Química de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2001.

MASSMAN, W. J. A simple method for estimating frequency response corrections for eddy covariance systems. **Agricultural and Forest Meteorology**. v. 104, p. 185-198, 2000.

MATHWORKS. **Matlab 2012a**. Natick, 2012. Disponível em: <www.mathworks.com> Acesso em: 22 abr. 2013.

MAUDER, M.; CUNTZ, M.; DRÜE, C.; GRAF, A.; REBMANN, C.; SCHMID, H. P.; SCHMIDT, M.; STEINBRECHER, R. A strategy for quality and uncertainty assessment of long-term eddy-covariance measurements. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 169, p. 122-35, 2013.

MAUDER, M.; JEGEDE, O. O.; OKOGBUE, E. C.; WIMMER, F.; FOKEN, T. Surface energy flux measurements at a tropical site in West-Africa during the transition from dry to wet season. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 89, p. 171-83, 2007.

MEIR, P.; WOODWARD, F. I. Amazonian rain forests and drought: response and vulnerability. **New Phytologist**, v. 187, p. 553-7, 2010.

MEMÓRIA, J.M. P. **Breve história da Estatística**. Brasília: Embrapa Informação Tecnológica, 2004. 111p.

METROPOLIS, N. The beginning of the Monte Carlo method. **Los Alamos Science**, v. special, p. 125-30, 1987.

MEYERS, T. P.; HOLLINGER, S. E. An assessment of storage terms in the surface energy balance of maize and soybean. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 125, p. 105-15, 2004.

MICHILES, A.; GIELOW, R. Above-ground thermal energy storage rates, trunk heat fluxes and surface energy balance in a central Amazonian rainforest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, p. 917-30, 2008.

MICROSOFT. **Excel 2010**. California, 2010. Disponível em: <office.microsoft.com/en-us/excel> Acesso em: 22 abr. 2013.

MILLER, S. D.; GOULDEN, M. L.; MENTON, M. C.; ROCHA, H. R.; FREITAS, H. C.; FIGUEIRA, A. M. S.; SOUZA, C. A. D. Biometric and microteorological measurements of tropical forest carbon balance. **Ecological Applications**, v.14, p. S114-S126, 2004.

MINITAB. **Minitab 16**. State College, 2010. Disponível em: <www.minitab.com/pt-BR/default.aspx> Acesso em: 22 abr. 2013.

MODE, C. J.; GALLOP, R. J. A review on Monte Carlo simulation methods as they apply to mutation and selection as formulated in Wright–Fisher models of evolutionary genetics. **Mathematical Biosciences**, v. 211, p. 205-25, 2008.

MOLEN, M. K.; GASH, J. H. C.; ELBERS, J. A. Sonic anemometer (co)sine response and flux measurement II. The effect of introducing an angle of attack dependent calibration. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 122, 95-109, 2004.

MONCRIEFF, J. B.; MALHI, Y.; LEUNING, R. The propagation of errors in long-term measurements of land-atmosphere fluxes of carbon and water. **Global Change Biology**, v. 2, p. 231-240, 1996.

MONCRIEFF, J. B.; MASSHEDER, J. M.; BRUIN, H.; ELBERS, J.; FRIBORG, T.; HEUSINVELD, B.; KABAT, P.; SCOTT, S.; SOEGAARD, H.; VERHOEF, A. A system to measure surface fluxes of momentum, sensible heat, water vapour and carbon dioxide. **Journal of Hydrology**, v. 188-189, p. 589-611, 1997.

MONTES, G. M.; MARTIN, E. P.; BAYO, J. A.; GARCIA, J. O. The applicability of computer simulation using Monte Carlo techniques in windfarm profitability analysis. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 15, p. 4746-55, 2011.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística aplicada e probabilidade para engenheiros**. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2003. 463p.

MOORE, C. J. Frequency response corrections for eddy correlation systems. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 37, p. 17-35, 1986.

MUDELSEE, M.; ALKIO, M. Quantifying effects in two-sample environmental experiments using bootstrap confidence intervals. **Environmental Modelling &**

Software, v. 22, p. 84-96, 2007.

NATALE, L.; SAVI, F. Monte Carlo analysis of probability of inundation of Rome. **Environmental Modelling & Software**, v. 22, p. 1409-16, 2007.

NOBRE, A. C.; SAMPAIO, G.; SALAZAR, L. Mudanças Climáticas e a Amazônia. **Ciência e Cultura**, v. 59, n. 3, p. 22-7, 2007.

ONCLEY, S. P.; FOKEN, T.; VOGT, R.; KOHSIEK, W.; DEBRUIN, H. A. R.; BERNHOFER, C.; CHRISTEN, A.; GORSEL, E.; GRANTZ, D.; FEIGENWINTER, C.; LEHNER, I.; LIEBETHAL, C.; LIU, H.; MAUDER, M.; PITACCO, A.; RIBEIRO, L.; WEIDINGER, T. The energy balance experiment EBEX-2000. Part I: overview and energy balance. **Boundary-Layer Meteorology**, v. 123, p. 1-28, 2007.

PEREIRA, A. R.; ANGELOCCI, L. R.; SENTELHAS, P. C. **Agrometeorologia**: fundamentos e aplicações práticas. Guaíba: Agropecuária, 2002. 478p.

PHILLIPS, O. L.; ARAGÃO, L. E. O. C.; LEWIS, S. L.;FISHER, J. B.; LLOYD, J.; LÓPES-GONZÁLES, G.; MALHI, Y.; MONTEAGUDO, A.; PEACOCK, J.; QUESADA, C. A.; HEIJDEN, G.; ALMEIDA, S. ARROYO, I. A. L. et al. Drought Sensitivity of the Amazon Rainforest. **Science**, v. 323, p. 1344-7, 2009.

QUESADA, C. A.; LLOYD, J.; ANDERSON, L. O.; FYLLAS, N. M.; SCHWARZ, M.; CZIMCZIK, C. I. Soils of Amazonia with particular reference to the RAINFOR sites. **Biogeosciences**, v. 8, p. 1415-40, 2011.

RAMÍREZ, A.; KEIZER, C.; SLUIJS, J. P. V.; JOS OLIVIER, J.; BRANDES, L. Monte Carlo analysis of uncertainties in the Netherlands greenhouse gas emission inventory for 1990-2004. **Atmospheric Environment**, v. 42, p. 8263-72, 2008.

RAMMING, A.; JUPP, T.; THONICKE, K.; TIETJEN, B.; HEINKE, J.; OSTBERG, S.; LUCHT, W.; CRAMER, W.; COX, P. Estimating the risk of Amazonian forest dieback. **New Phytologist**, v. 187, p. 694-706, 2010.

RAWLINGS, J. O.; PANTULA, S. G.; DICKEY, D. A. **Applied regression analysis**: a research tool. 2. ed. New York: Springer, 1998. 659p.

RICHARDSON, A. D.; HOLLINGER, D. Y. Statistical modeling of ecosystem respiration using eddy covariance data: maximum likelihood parameter estimation, and Monte Carlo simulation of model and parameter uncertainty, applied to three simple models. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 131, p. 191-208, 2005.

RICHARDSON, A. D.; MAHECHA, M. D.; FALGE, E.; KATTGE, J.; MOFFAT, A. M.; PAPALE, D.; REICHSTEIN, M.; STAUCH, V. J.; BRASWELL, B. H.; CHURKINA, G.; KRUIJT, B.; HOLLINGER, D. Y. Statistical properties of random CO_2 flux measurement uncertainty inferred from model residuals. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, p. 38-50, 2008.

ROUSSEEUW, P. J.; ZOMEREN, B. C. A comparison of some quick algorithms for robust regression. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 14, p. 107-16, 1992.

RUBINSTEIN, R. Y. **Simulation and the Monte Carlo method**. New York: John Wiley & Sons, 1981.

RUMMEL, U.; AMMANN, C.; GUT, A.; MEIXNER, F. X.; ANDREAE, M. O. Eddy covariance measurements of nitric oxide flux within an Amazonian rain forest. **Journal of Geophysical Research**, v. 107, p. 17-1 – 17-9, 2002.

SALESKA, S. R.; MILLER, S. D.; MATROSS, D. M.; GOULDEN, M. L.; WOFSY, S. C.; ROCHA, H. R.; CAMARGO, P. B.; CRILL, P.; DAUBE, B. C.; FREITAS, H. C.; HUTYRA, L.; KELLER, M.; KIRCHHOFF, V.; MENTON, M.; MUNGER, J. W.; PYLE, E. H.; RICE, A. H.; SILVA, H. Carbon in Amazon forests: unexpected seasonal fluxes and disturbance-induced losses. **Science**, v. 302, p. 1554-7, 2003.

SAVIN, N. E.; WHITE, K. J. The Durbin-Watson test for serial correlation with extreme sample sizes or many regressors. **Econometrica**, v. 45, p. 1989-96, 1977. Disponível em: <http://www.jstor.org/discover/10.2307/1914122?uid=3737664&uid =2&uid=4&sid=21102486228281> Acesso em: 23 abr. 2013.

SCIENCEDIRECT. Disponível em: <www.americalatina.elsevier.com/sul/pt-br/science_direct.php> Acesso em: 10 abr. 2013.

SILVA, D. N. **O método *bootstrap* e aplicações à regressão múltipla**. 1995. 158 f. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Instituto de Matemática, Estatística e Ciência da Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1995.

SINGH, S.; SEDORY, S. A. Sufficient bootstrapping. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 55, p. 1629-37, 2011.

SNEDECOR, G. W.; COCHRAN, W. G. **Statistical Methods**. 6. ed. Iowa: Iowa State, 1967. 593p.

SNEE, R. D. Validation of regression models: methods and examples. **Technometrics**, v. 19, n. 4, p. 415-28, 1977.

SOBOL, I. M. **A primer for the Monte Carlo method**. Florida: CRC Press, 1994.

SOKAL, R. R.; ROHLF, F. J. **Biometry**: the principles and practice of statistics in biological research. 3. ed. W. H. Freeman and Company: New York, 1995. 887p.

S-PLUS. **S-Plus 4 guide to Statistics**. Seattle: MathSoft. 1998. 881 p. Disponível em: <http://www.mathsoft.com> Acesso em: 08 ago. 2012.

STATSOFT. **Statistica 8.0**. Tulsa, 2007 Disponível em: <www.statsoft.com> Acesso em: 22 abr. 2013.

STONE, M. Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions. **Journal of the Royal Statistical Society. Series B**, v. 36, p. 111-47, 1974.

STOY, P. C.; MAUDER, M.; FOKEN, T.; MARCOLLA, B.; BOEGH, E.; IBROM, A.; ARAIN, M. A.; ARNETH, A.; AURELA, M.; BERNHOFER, C.; CESCATTI, A.; DELLWIK, E.; DUCE, P.; GIANELLE, D.; VAN GORSEL, E.; KIELY, G.; KNOHL, A.; MARGOLIS, H.; MCCAUGHEY, H.; MERBOLD, L.; MONTAGNANI, L.; PAPALE, D.; REICHSTEIN, M.; SAUNDERS, M.; SERRANO-ORTIZ, P.; SOTTOCORNOLA, M.; SPANO, D.; VACCARI, F.; VARLAGIN, A. A data-driven analysis of energy balance closure across FLUXNET research sites: the role of landscape scale heterogeneity. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 171–172, p. 137-52, 2013.

SYSTAT SOFTWARE. **Sigmaplot 11.0**. Chicago, 2008. Disponível em:< www.sigmaplot.com> Acesso em: 22 abr. 2013.

TANG, X.; WANG, Z.; ZHU, J.; GBAGUIDI, A. E.; WU, Q.; LI, J.; ZHU, T. Sensitivity of ozone to precursor emissions in urban Beijing with a Monte Carlo scheme. **Atmospheric Environment**, v. 44, p. 3833-42, 2010.

TIWARI, M. K.; CHATTERJEE, C. Development of an accurate and reliable hourly flood forecasting model using wavelet–bootstrap–ANN (WBANN) hybrid approach. **Journal of Hydrology**, v. 394, p. 458-70, 2010.

TONG, L.-I.; CHANG, C.-W.; JIN, S.-E.; SAMINATHAN, R. Quantifying uncertainty of emission estimates in National Greenhouse Gas Inventories using bootstrap confidence intervals. **Atmospheric Environment**, v. 56, p. 80-7, 2012.

TUKEY, J. W. **Exploratory data analysis**. Massachusetts: Eddison-Wesley, 1977. 688 p.

TWINE, T. E.; KUSTAS, W. P.; NORMAN, J. M.; COOK, D. R.; HOUSER, P. R.; MEYERS, T. P.; PRUEGER, J. H.; STARKS, P. J.; WESELY, M. L. Correcting eddy-covariance flux underestimates over a grassland. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 103, p. 279-300, 2000.

VAZ, P. Monte Carlo methods and techniques status and prospects for future evolution. **Applied Radiation and Isotopes**, v. 68, p. 536-41, 2010.

VIEIRA, S. **Análise de variância**: (Anova). São Paulo: Atlas, 2006. 204p.

VIEIRA, V. R. **Geotecnologias aplicadas à estruturação de um sistema de informação geográfica da olericultura, Ji-Paraná – RO**. 2013. 59 f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Ambiental) – Departamento de Engenharia Ambiental, Universidade Federal de Rondônia-*Campus* de Ji-Paraná, Ji-Paraná, 2013.

VITHAYASRICHAREON, P; MACGILL, I. F. A Monte Carlo based decision-support tool for assessing generation portfolios in future carbon constrained electricity industries. **Energy Policy**, v. 41, p. 374-92, 2012.

VITTINGHOFF, E.; SHIBOSKI, S. C.; GLIDDEN, D. V.; MCCULLOCH, C. E. **Regression methods in biostatistics**: linear, logistic, survival, and repeated measures models. New York: Springer, 2004. 340p.

VON RANDOW, C.; KRUIJT, B.; HOLTSLAG, A. A. M.; OLIVEIRA, M. B. Exploring eddy-covariance and large-aperture scintillometer measurements in an Amazonian rain forest. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 148, p. 680-90, 2008.

VON RANDOW, C.; MANZI, A. O.; KRUIJT, B.; OLIVEIRA, P. J.; ZANCHI, F. B.; SILVA, R. L.; HODNETT, M. G.; GASH, J. H. C.; ELBERS, J. A.; WATERLOO, M. J.; CARDOSO, F. L.; KABAT, P. Comparative measurements and seasonal variations in energy and carbon exchange over forest and pasture in South West Amazonia. **Theoretical and Applied Climatology**. p. 1-22, 2004.

VOURLITIS, G. L.; LOBO, F. de A.; ZEILHOFER, P.; NOGUEIRA, J. de S. Temporal patterns of net CO_2 exchange for a tropical semideciduous forest of the southern Amazon Basin. **Journal of Geophysical Research**, v. 116, p. 1-15, 2011.

VOURLITIS, G. L.; NOGUEIRA, J. S.; LOBO, F. A.; SENDALL, K. M.; DE PAULO, S. R.; CARLOS ALBERTO ANTUNES DIAS, C. A. A.; PINTO JR., O. B.; ANDRADE, N. L. R. Energy balance and canopy conductance of a tropical semi-deciduous forest of the southern Amazon basin. **Water Resources Research**, v. 44, p. 1-14, 2008.

VOURLITIS, G. L.; PRIANTE FILHO, N.; HAYASHI, M. S.; NOGUEIRA, J. S.; CASEIRO, F. T.; CAMPELO JR, J. H. Seasonal variations in the net ecosystem CO_2 exchange of a mature Amazonian tropical forest (cerradão). **Functional Ecology**, v. 15, p. 388-95, 2001.

WALKER, R.; DeFRIES, R.; VERA-DIAZ, M. C.; SHIMABUKURO, Y.; VENTURIERI, A. The expansion of intensive agriculture and ranching in brazilian Amazonia. In: KELLER, M.; BUSTAMANTE, M.; GASH, J.; DIAS, P. S. (Org.). **Amazonian and global change**. Washington: American Geophysical Union, 2009. p. 61-81.

WEBB, E. K.; PEARMAN, G. I.; LEUNING, R. Correction of flux measurements for density effects due to heat and water vapor transfer. **Quartely Journal of the Royal Meteorological Society**, v. 106, p. 85-100, 1980.

WEBLER, A. D.; AGUIAR, R. G.; AGUIAR, L. J. G. Características da precipitação em área de floresta primária e área de pastagem no Estado de Rondônia. **Revista Ciência e Natura**, v. esp, p. 55-8, 2007.

WILSON, K.; GOLDSTEIN, A.; FALGE, E.; AUBINET, M.; BALDOCCHI, D.; BERBIGIER, P.; BERNHOFER, C.; CEULEMANS,R.; DOLMAN, H.; FIELD, C.; GRELLE, A.; IBROM, A.; LAW, B. E.; KOWALSKI, A.; MEYERS, T.; MONCRIEFF, J.; MONSON, R.; OECHEL, W.; TENHUNEN, J.; VERMA, S.; VALENTINI, R. Energy balance closure at FLUXNET sites. **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 113, p. 223-43, 2002.

WISNOWSKI, J. W.; SIMPSON, J. R.; MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. Resampling methods for variable selection in robust regression. **Computational Statistics & Data Analysis**, v. 43, p. 341-55, 2003.

WOHLFAHRT, G.; WIDMOSER, P. Can an energy balance model provide additional constraints on how to close the energy imbalance? **Agricultural and Forest Meteorology**, v. 169, p. 85-91, 2013.

XU, L.; SAMANTA, A.; COSTA, M. H.; GANGULY, S.; NEMANI, R. R.; MYNENI, R. B. Widespread decline in greenness of Amazonian vegetation due to the 2010 drought. **Geophysical Research Letters**, v. 38, p. 1-4, 2011.

XU, Q.-S.; LIANG, Y.-Z. Monte Carlo cross validation. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, v. 56, p. 1-11, 2001.

ZHAO, H.; ZHENG, C. Monte Carlo solution of wet removal of aerosols by precipitation. **Atmospheric Environment**, v. 40, p. 1510-25, 2006.

ZUCCHINI, W. An introduction to model selection. **Journal of Mathematical Psychology**, v. 44, p. 41-61, 2000.