

FERNANDO SOARES DE OLIVEIRA

**USO DE IMAGENS DO SATÉLITE ALOS PARA ESTIMATIVA DE
PARÂMETROS DENDROMÉTRICOS DE PLANTIOS DE EUCALIPTO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA
MINAS GERAIS - BRASIL
2011

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

O48u
2012

Oliveira, Fernando Soares de, 1978-

Uso de imagens do satélite ALOS para estimativa de parâmetros dendométricos de plantios de eucalipto / Fernando Soares de Oliveira. – Viçosa, MG, 2012.
xi, 146f. : il. (algumas col.) ; 29cm.

Inclui apêndice.

Orientador: Vicente Paulo Soares

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.

Referências bibliográficas: f. 141-145

1. Sensoriamento remoto. 2. Sistemas de informação geográfica. 3. Eucalipto. 4. Satélites artificiais em sensoriamento remoto. 5. Florestas - Medição. 6. Mapeamento florestal. 7. Radar. I. Universidade Federal de Viçosa. II. Título.

CDD 22. ed. 621.3678

FERNANDO SOARES DE OLIVEIRA

**USO DE IMAGENS DO SATÉLITE ALOS PARA ESTIMATIVA DE
PARÂMETROS DENDROMÉTRICOS DE PLANTIOS DE EUCALIPTO**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa,
como parte das exigências do Programa de Pós-
Graduação em Ciência Florestal, para obtenção do
título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 14 de outubro de 2011.

Marina de Fátima Vilela

Joel Gripp Júnior

Carlos Antonio Alvares Soares Ribeiro
(Coorientador)

Elias Silva

Vicente Paulo Soares
(Orientador)

A
Deus,
Meu Filho,
Minha Esposa,
Meus Pais e Avós.

AGRADECIMENTOS

A Deus pela vida.

À minha esposa, por entender e segurar as pontas nesta etapa da minha vida.

Aos meus pais, avós e familiares.

Ao professor Vicente por ter me orientado, acreditado e imposto este grande desafio que foi a realização deste trabalho. Agradeço ainda pelo aspecto humano com que conduziu esta tese e a paciência com as minhas inúmeras limitações.

À Universidade Federal de Viçosa, pela oportunidade de fazer o curso de Doutorado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela concessão de bolsas de estudo.

Ao professor Hélio Garcia por mostrar os caminhos que eu deveria seguir para realizar as análises estatísticas desta tese, bem como pelas aulas de estatística e manejo florestal.

Ao professor Elias Silva pela revisão e conselhos dados durante a realização da tese.

Ao sábio professor Carlos Antonio Alvares Soares Ribeiro pelo ensinamento em SIG e no prazer que tem de passar seus conhecimentos.

À Pesquisadora Marina de Fátima Vilela pelos ensinamentos e conselhos dados para a conclusão da tese.

À Doutora Viviane Arruda pelos ensinamentos e amizade.

Ao professor Carlos Pedro Boechat Soares que indicou as informações que eu precisaria procurar e a necessidade de entender sobre RADAR para a execução deste trabalho.

Ao conselheiro Joel Gripp pela orientação fundamental para a conclusão desse trabalho.

Aos amigos da pós-graduação: André Quintão, Marcelo Curitiba, Marco Amaro, Marco (Manejo), Bruna (Saudações), Cristina, Leandro (Zero) e Weder Braw.

À Ritinha, pela seriedade e carisma com que executa sua função na secretaria da pós-graduação.

Ao grande amigo e companheiro Chiquinho pelas longas e frequentes risadas.

Aos orientadores da minha vida Marlene e Vanildo e amigos Max Ney e Evandro Braga Nunes.

Às amigas Pompéia e Terezinha que tive a honra de conhecer em minha jornada em Viçosa.

BIOGRAFIA

FERNANDO SOARES DE OLIVEIRA, filho de Osvaldo Soares de Oliveira e Maria das Graças de Oliveira, nasceu no dia primeiro de março de 1978, em Vitória, Espírito Santo.

Em 1995, concluiu o curso Técnico Agrícola na Escola Agrotécnica Federal de Colatina, ES.

Em 1999, ingressou no curso de Engenharia Florestal, no Centro de Ciências Agrárias da Universidade Federal do Estado do Espírito Santo (CCA-UFES), graduando-se em 2003.

Em agosto 2004 iniciou o curso de Mestrado em Ciência Florestal, na Universidade Federal de Viçosa, concluindo-o em agosto de 2006.

Em outubro de 2007 iniciou o curso de Doutorado em Ciência Florestal, na Universidade Federal de Viçosa, concluindo-o em outubro de 2011.

Atualmente é Agente de Desenvolvimento Rural na área de Sistemas de Informações Geográficas do INCAPER-ES.

SUMÁRIO

RESUMO	viii
ABSTRACT	x
1. INTRODUÇÃO	1
2. OBJETIVOS	3
3. REVISÃO DE LITERATURA	4
3.1 Sensoriamento Remoto	4
3.1.1 Definição	4
3.1.2 Histórico	4
3.1.3 Sensores Óticos	6
3.1.3.1 Espectro Eletromagnético.....	6
3.1.3.2 Comportamento Espectral dos Alvos	7
3.1.3.3 Índices de Vegetação.....	7
3.1.3.4 Aplicações dos sensores óticos em floresta.....	9
3.1.4 Sensoriamento Remoto por RADAR	11
3.1.4.1 RADAR e retroespalhamento.....	11
3.1.4.2 Espectro eletromagnético	12
3.1.4.3. Polarimetria	14
3.1.4.4 Ângulo de incidência.....	15
3.1.5 Aplicações de RADAR em florestas	17
3.1.6 O satélite ALOS	22
3.1.6.1 PRISM	23
3.1.6.2 AVNIR-2.....	26
3.1.6.3 PALSAR	27
3.1.7 Parâmetros Dendrométricos	29
4. MATERIAIS E METODOS	30
4.1 Áreas de estudo	30
4.2 Procedimentos metodológicos.....	31
4.3 Imagens	32
4.4 Programas empregados	33
4.5 Inventário florestal	34
4.6 Seleção das áreas amostrais e extração do valor numérico	34

4.7 Banco de dados	35
4.8 Seleção de variáveis para os modelos de regressão	37
5. RESULTADOS.....	39
5.1 Modelos de Regressão.....	39
5.1.1 Seleção de variáveis para o Sensor AVNIR-2.....	39
5.1.1.1 Modelo de regressão para a altura média	39
5.1.1.2 Modelo de regressão para a área basal	42
5.1.1.3 Modelo de regressão para o DAP.....	46
5.1.1.4 Modelo de regressão para o número de fustes.....	50
5.1.1.5 Modelo de regressão para a idade	51
5.1.1.6 Modelo de regressão para o volume.....	53
5.1.1.7 Modelo de regressão para a biomassa	57
5.1.2 Seleção de variáveis para o Sensor PRISM.....	61
5.1.2.1 Modelo de regressão para a altura média	61
5.1.2.2 Modelo de regressão para a área basal	63
5.1.2.3 Modelo de regressão para o DAP.....	64
5.1.2.4 Modelo de regressão para o número de fustes.....	66
5.1.2.5 Modelo de regressão para a idade	68
5.1.2.6 Modelo de regressão para o volume.....	69
5.1.2.7 Modelo de regressão para a biomassa	71
5.1.3 Seleção de variáveis para o Sensor PALSAR	72
5.1.3.1 Modelo de regressão para a altura média	72
5.1.3.2 Modelo de regressão para a área basal	75
5.1.3.3 Modelo de regressão para o DAP.....	79
5.1.3.4 Modelo de regressão para o número de fustes.....	82
5.1.3.5 Modelo de regressão para a idade	83
5.1.3.6 Modelo de regressão para o volume.....	86
5.1.3.7 Modelo de regressão para a biomassa	90
5.1.4 Seleção de variáveis integrando todos os Sensores.....	94
5.1.4.1 Modelo de regressão para a altura média	94
5.1.4.2 Modelo de regressão para a área basal	97
5.1.4.3 Modelo de regressão para o DAP.....	102
5.1.4.4 Modelo de regressão para o número de fustes.....	105
5.1.4.5 Modelo de regressão para a idade	108

5.1.4.6 Modelo de regressão para o volume.....	112
5.1.4.7 Modelo de regressão para a biomassa	116
5.2 Discussão dos resultados dos modelos.....	122
5.2.1 Modelo de regressão para a altura média	122
5.2.2 Modelo de Regressão para a área basal.....	124
5.2.3 Modelos de regressão para o DAP médio	127
5.2.4 Modelos de regressão para o Números de fuste	130
5.2.5 Modelos de regressão para a idade.....	130
5.2.6 Modelos de regressão para o Volume	132
5.2.7 Modelos de regressão para a biomassa.....	135
6. CONCLUSÕES.....	139
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	141
APÊNDICE A	146

RESUMO

OLIVEIRA, Fernando Soares de, D.Sc, Universidade Federal de Viçosa, outubro de 2011. **USO DE IMAGENS DO SATÉLITE ALOS PARA ESTIMATIVA DE PARÂMETROS DENDROMÉTRICOS DE PLANTIOS DE EUCALIPTO.** Orientador: Vicente Paulo Soares. Coorientadores: Carlos Antonio Alvares Soares Ribeiro e José Marinaldo Gleriani.

O presente trabalho teve como objetivo geral desenvolver uma metodologia utilizando imagens do satélite ALOS (AVNIR, PRISM e PALSAR) para estimar os parâmetros dendrométricos de plantações de *Eucalyptus grandis*. O estudo foi desenvolvido nos municípios mineiros de Ipaba, Belo Oriente, Santana do Paraíso e Caratinga, em projetos pertencentes à Empresa CENIBRA S/A. O desenvolvimento metodológico foi realizado inicialmente com a obtenção dos dados do inventário florestal, cedidos pela empresa, que continha informações acerca da altura média, DAP, área basal, Idade, volume e biomassa, bem como as coordenadas de localização da parcelas. Em seguida foram realizados ajustes e seleção de equações para estimar os parâmetros (variáveis dependentes) em função de variáveis provenientes das imagens de satélite (variáveis independentes). As variáveis provenientes do sensor AVNIR foram as bandas 1, 2, 3 e 4, Razão de Bandas, NDVI e SAVI. O sensor PRISM forneceu uma imagem pancromática como variável. As variáveis geradas pelo sensor PALSAR foram as polarizações L_{HH} , L_{HV} , L_{VV} e L_{VH} , os atributos incoerentes Razão Paralela, Razão Cruzada e Potência Total e os índices de vegetação VSI, CSI e BMI. Com a aplicação do modelo de regressão *Stepwise* foram selecionadas equações que melhor explicassem os parâmetros dendrométricos nos povoamentos de *Eucalyptus grandis*. Os principais resultados encontrados foram: As estimativas das variáveis volume e biomassa provenientes do inventário florestal foram as que apresentaram maiores correlações com os dados radargramétricos ópticos, com coeficiente de variação variando de 69,47% a 71,05%, indicando uma grande potencialidade da utilização destes dados como suporte em inventários de grandes áreas. Para as variáveis Idade e DAP, as correlações com os dados oriundos dos sensores orbitais foram muito baixas, inviabilizando-as para estimar essas variáveis. Não foi possível gerar modelos para estimar o número de fustes. O sensor PRISM forneceu dados que individualmente não foram capazes de estimar os parâmetros estudados, porém, analisando os modelos gerados pela integração de todos os sensores, ele participa da estimativa da idade, área basal, volume e biomassa. Ressalta-se a importância da utilização das técnicas de sensoriamento remoto e SIG nas estimativas, visto que as mesmas possibilitam realizar quantificações utilizando métodos não destrutivos, bem como potencializa a espacialização

das informações, tornando-se também ferramentas úteis para o mapeamento e o monitoramento da cobertura e uso da terra.

ABSTRACT

OLIVEIRA, Fernando Soares de, D.Sc, Universidade Federal de Viçosa, October, 2011. **Use of ALOS satellite data to estimate dendrometric parameters of eucalipt plantations.** Adviser: Vicente Paulo Soares. Co-advisers: Carlos Antonio Alvares Soares Ribeiro and José Marinaldo Gleriani

The general objective of the present study was to develop a methodology utilizing images from satellite ALOS (AVNIR, PRISM and PALSAR) to estimate dendrometric parameters of *Eucalyptus grandis*. plantations. The study was conducted in the municipalities of Ipaba, Belo Oriente, Santana do Paraíso and Caratinga, all within the state of Minas Gerais, Brazil, in projects belonging to the company CENIBRA S/A. The methodological development was performed at fist with the acquisition of data from the forest inventory, given by the company, which contained information on the average height, DBH, basal area, age, volume and biomass, as well as the coordinates location of the plots. Subsequently, adjustment and selection of equations were carried out to estimate the dendrometric parameters (dependent variables) in function of variables generated from satellite images (independent variables). Variables derived from sensor AVNIR were bands 1, 2, 3 and 4, Band Ratios, NDVI and SAVI. Sensor PRISM provided a panchromatic image as variable, while those generated by sensor PALSAR were polarizations L_{HH} , L_{HV} , L_{VV} and L_{VH} , incoherent attributes Parallel Ratio, Cross-Ratio and Total Power and the vegetation indices VSI, CSI and BMI. With the application of the Stepwise regression model, the equations that best explained the parameters in the populations of *Eucalyptus grandis*. were selected. The main results found were: the estimates of variables volume and biomass from the forest inventory were those which presented the highest correlations with the radargrammetric and optical data, with coefficient of variation ranging from 69.47 to 71.05%, indicating a great potentiality of the utilization of these data as support in inventories of large areas. For variables Age and DBH, the correlations with the data originated from the orbital sensors were very low, so they were impracticable to estimate these variables. It was not possible to generate models to estimate the number of stems. Sensor PRISM supplied data which were not capable to estimate the parameters studied individually; however, analyzing the models generated by the integration of all the sensors, it participates in the estimation of age, basal area, volume and biomass. It is worth stressing the importance of utilizing techniques of remote sensing and SIG at the estimations, once they enable the performance of quantifications by utilizing non-destructive methods, and also boost the spatialization of

information, so they are useful tools for mapping and monitoring the cover and use of the land.

1. INTRODUÇÃO

Imagens de satélite são amplamente utilizadas na estimativa de propriedades biofísicas da cobertura vegetal natural e antrópica. Atualmente, existem diversas opções de sensores orbitais que adquirem imagens da superfície terrestre em diferentes resoluções espectrais, espaciais e temporais. Os mais utilizados para o mapeamento de recursos terrestres e monitoramento da dinâmica de ocupação das terras, dentre outras aplicações, são os sensores óticos, que operam nas faixas espectrais do visível e do infravermelho. Citam-se como exemplos, o satélite IKONOS, que opera com quatro bandas no modo multiespectral com resolução espacial de 4 metros e uma banda no modo pancromático com resolução espacial de 1 metro (Wang e Ellis, 2005), o CBERS-2 ccd (Charge Coupled Device), que opera com cinco bandas espectrais e resolução espacial de 20 metros (Epiphanyo,2005) e o terra/MODIS, que opera com 36 bandas espectrais e resolução espacial de variando de 100 a 300 metros (Justice et al., 2002)

No entanto, por operarem com comprimentos de onda relativamente pequenos, da ordem de micrometros ($\mu\text{m}=10^{-6}$ metros), a obtenção de imagens óticas é dependente da ausência de nuvens ou de fumaças durante a passagem dos satélites e, por se tratar de sensores passivos, sofrem ainda interferência das condições de iluminação solar (Meneses, 2001). Uma alternativa para estas limitações é o uso de sensores que operam na região espectral das microondas, como é o caso dos radares de abertura sintética (SAR, Synthetic Aperture Radar) (Moran et al., 2002).

A utilização de radar para estimar determinados parâmetros biofísicos da cobertura florestal e, por conseguinte, obter um maior conhecimento da estrutura fisionômica da vegetação tem aumentado significativamente nos últimos anos, principalmente devido à interação do sinal de microondas do sensor radar com a vegetação em determinadas faixas de frequência e polarização, bem como às melhorias tecnológicas oferecidas, como polarimetria, interferometria e uma melhor qualidade/estabilidade da radiometria do radar. Além disso, apresenta independência das condições de iluminação solar e proporciona a obtenção de imagens sob as mais variadas condições meteorológicas, sendo pouco influenciado pela presença de nuvens ou neblina. O SAR possui uma capacidade de penetração em dosséis, além de apresentar uma relação significativa entre retroespalhamento e estrutura e umidade da

vegetação (Ulaby et al. 1984). Três exemplos de satélites de recursos terrestres que transportam sensores de radar são o canadense RADARSAT-2 (CCRS, 2008), o europeu ENVISAT ASAR (ESA, 2010) e o japonês ALOS PALSAR (Igarashi, 2001).

A escolha de áreas de reflorestamento para estudo de caso, que possui características mais controladas, possibilita um melhor entendimento da interação do sinal dos sensores óticos e microondas com o alvo investigado, isolando com maior facilidade os parâmetros dendrométricos da floresta que apresentam maior correlação com a resposta do radar.

No Brasil praticamente não existe pesquisa com imagens integradas de sensores óticos e de radar para estimar os parâmetros biofísicos de eucaliptos, demonstrando a necessidade e a importância de estudos com estas imagens, visto que as mesmas possibilitam quantificações utilizando métodos não destrutivos, bem como a espacialização das informações, ferramentas úteis para o mapeamento e o monitoramento da cobertura e uso da terra.

2. OBJETIVOS

O presente trabalho teve como objetivo a estimativa dos parâmetros biofísicos (dendrométricos) altura, diâmetro, área basal, número de fustes, idade, volume e biomassa de *Eucalyptus grandis*. empregando dados dos sensores PRISM, AVNIR e PALSAR.

Paralelamente avaliou-se a interação dos dados dos sensores óticos e de RADAR na estimação das propriedades biofísicas de *Eucalyptus grandis*.

3. REVISÃO DE LITERATURA

3.1 Sensoriamento Remoto

3.1.1 Definição

O sensoriamento remoto “*é a ciência e arte de obter informações sobre um objeto, área, ou fenômeno através da análise de dados adquiridos a partir de um sistema que não está em contato com esse objeto, área ou fenômeno sob investigação*” (Lillesand et al., 2007). Barret e Curtis (1999) resume sua definição como “*a ciência de observação à distância*”.

3.1.2 Histórico

A primeira forma de sensoriamento remoto foi a fotografia aérea, desenvolvida em 1826, já que na conceituação básica da ciência em questão estão embutidas as etapas de observação, captação e armazenamento da informação (Howard, 1991).

As primeiras tentativas de fotografar regiões distantes utilizavam torres ou montanhas para posicionar a câmara a uma altura considerável acima dos objetos. Posteriormente, balões (a partir de 1859) e aviões (1909), que podiam sobrevoar regiões mais distantes foram empregados (Centeno, 2003). As demandas militares das duas grandes guerras mundiais (especialmente a segunda) foram grandes estimuladoras da pesquisa e do uso do sensoriamento remoto (Barrett e Curtis, 1999), além do desenvolvimento de tecnologias, principalmente relacionadas a computadores e a tecnologias espaciais. Os mesmos autores relembram que o termo “sensoriamento remoto” foi utilizado pela primeira vez, tanto para designar uma área nova da ciência como para se referir a um conjunto de técnicas relacionadas ao ambiente humano.

Não há como não mencionar a “Guerra Fria”, que levou os Estados Unidos e a então União Soviética a disputar grandes batalhas visando o domínio das tecnologias espaciais, como outro grande propulsor da ciência sensoriamento remoto como a conhecemos hoje. Foi assim que, em 1972, o ERTS (Earth Resources Technology Satellite) da NASA foi colocado em órbita com a finalidade específica de coletar dados a respeito dos recursos naturais da Terra, dando origem à série Landsat (Centeno, 2003). A Figura 1, apresenta os principais

satélites orbitais lançados utilizados em estudos ambientais.

ANO	EVENTO
1972	Lançamento pelos EUA do ERTS-1 (renomeado em Landsat-1).
1975	Lançamento do ERTS-2 (renomeado de Landsat 2).
1977	Lançamento do METEOSAT-1 europeu.
1978	Lançamento do Seasat, do Landsat 3, do Nimbus 7 e do TIROS-N.
1981	Lançamento do Radar de Imagem de imagem do Space Shuttle (SIR-A).
1982	Lançamento do Landsat 4.
1985	Lançamento do Landsat 5.
1986	Lançamento do satélite comercial francês de observação da Terra SPOT 1.
1988	Lançamento do IRS-1°.
1990	Lançamento do SPOT 2.
1991	Lançamento do Satélite de detecção remota europeu ERS-1 e do IRS-1B.
1992	Lançamento do JERS-1.
1993	Lançamento falhado do Landsat 6 e lançamentos do SPOT 3 e do SIR-C da NASA.
1994	Lançamento do IRS-P2.
1995	Lançamento do RADARSAT-1, ERS 2 e IRS-1C.
1997	Lançamento do IRS-ID.
1998	Lançamento do SPOT 4.
1999	Lançamento do EOS-TERRA; IKONOS, Landsat-7 e do CBERS-1.
2000	Lançamento do EO-1 e EROS A1.
2001	Lançamento do QuickBird, com sensor de muito alta resolução espacial.
2002	Lançamento do Envisat da ESA, do SPOT 5, do NOAA-17 e do AQUA.
2003	Lançamento do ICESat, do IRS P6 (ResouceSat-1), do OrbView-3 e do CBERS-2
2004	Lançamento do FORMOSAT-2 (Taiwan)
2005	Lançamento do Meteosat, Cartosat-1 (Índia) BEIJING-1 (China) e TopSat (Inglês)
2006	Lançamento do NPOESS/ALOS
2007	Lançamento do CBERS-2B

Figura 1 – Data de lançamento dos principais sensores orbitais utilizados nos estudos ambientais. Fonte: KAYITAKIRE *et al.*,(2007).

3.1.3 Sensores Óticos

3.1.3.1 Espectro Eletromagnético

Quando a radiação eletromagnética recebe a denominação “óptica”, diz-se que ela se limita à região do espectro eletromagnético que considera o intervalo de comprimento de onda do visível ao infravermelho de ondas curtas (0,4 a 2,5 μm) (Meneses, 2001).

A Figura 2 representa o espectro eletromagnético, destacando a região do visível, a qual é relativamente pequena, mas seus limites precisos não podem ser demarcados, já que variam em função da capacidade diferenciada entre olhos humanos (Howard, 1991). Na média se considera que o olho humano é sensível somente à faixa que vai de aproximadamente 0,4 μm a 0,7 μm . A cor azul é descrita em uma escala aproximada de 0,4 a 0,5 μm , o verde de 0,5 a 0,6 μm e o vermelho de 0,6 a 0,7 μm . A energia ultra violeta (UV) é contígua à extremidade azul da parcela do visível do espectro e a parte contígua ao vermelho na parcela do visível é o infra-vermelho, que se divide em três partes: o infravermelho próximo (de 0,7 a 1,3 μm), o infravermelho médio (de 1,3 a 3 μm) e o infravermelho termal (de 3 a 14 μm). Comprimentos de onda acima de 1mm compreendem a porção microondas do espectro.

Para o sensoriamento remoto, a energia eletromagnética com comprimentos de onda menores seria muito útil, por estar associada à maior quantidade de energia e por poder ser mais facilmente medida. No entanto, esse tipo de energia é fortemente perturbado pela atmosfera. Já a região acima do vermelho (infravermelho) possui comprimento de ondas maiores possibilitando o registro de alguns fenômenos naturais com muita clareza (Centeno, 2003).

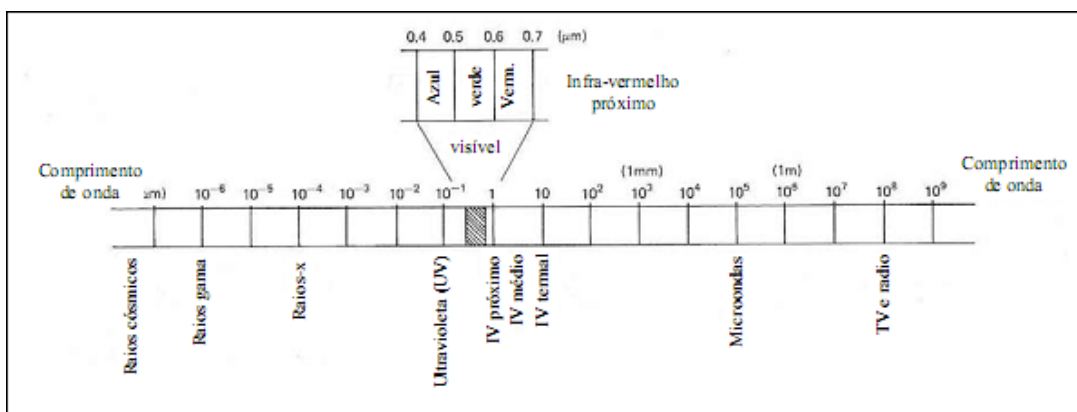


Figura 2: Espectro eletromagnético. Fonte: Lillesand et al. (2007)

3.1.3.2 Comportamento Espectral dos Alvos

A radiometria espectral é uma das mais importantes ferramentas do sensoriamento remoto, pois é através de medidas radiométricas de laboratório ou campo que se detecta com qual intensidade cada material (solo, rocha, vegetação, água) reflete a radiação eletromagnética nos diferentes comprimentos de onda, permitindo explicar e entender como cada um desses objetos irá aparecer em uma imagem satelitária. Portanto, é necessário entender como interage a energia contida na radiação eletromagnética com a energia contida nos átomos e moléculas dos diferentes materiais (alvos) ao incidirem sobre eles (Meneses, 2001).

Quando a energia eletromagnética incide sobre alguma feição da superfície da Terra três interações fundamentais da energia com essas feições são possíveis: reflexão, absorção e transmissão. As proporções dessas interações podem variar para as diferentes feições ou alvos, dependendo do tipo de material e de condições específicas, como tipo de sensor, condições atmosféricas dentre outras. Essas diferenças permitem a distinção das muitas feições presentes em uma imagem (Lillesand et al. 2007). A Figura 3, representa a assinatura espectral do solo, água e da vegetação.

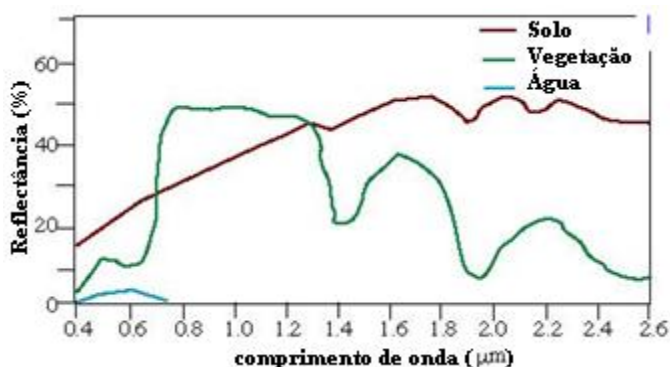


Figura 3 – Curva de reflectância espectral típica da vegetação, solo e água. Fonte: Lillesand et al. (2007).

3.1.3.3 Índices de Vegetação

Os índices de vegetação são amplamente utilizados em várias aplicações para o estudo da vegetação (Ponzoni e Shimabukuro, 2007). As transformações realizadas para a obtenção

desses índices são operações entre bandas, como adição, subtração e razão. Tais transformações tem como principal função, realçar a contribuição espectral da vegetação, enquanto minimizam a contribuição espectral do solo, ângulo solar, vegetação senescente e da atmosfera (Watzlawick, 2003).

Um dos índices de vegetação mais conhecidos é o Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), ou como é conhecido em português, Índice de Vegetação de Diferença Normalizada. Muito explorado até os dias de hoje, ele tem sido usado em diversos estudos de culturas agrícolas e florestais (Ponzoni e Shimabukuro, 2007). Os índices de vegetação mais utilizados atualmente utilizam as bandas do vermelho e infravermelho na forma de razões. A energia refletida por um dossel na região do vermelho resulta de um processo de absorção ocasionado pelos pigmentos fotossintetizantes, diferentemente do infravermelho, onde o processo de reflexão dessa energia é dominante (Ponzoni, 2001). O NDVI é calculado da seguinte maneira:

$$RVI = \frac{NIR}{R}$$

Onde:

NIR = reflectância na banda referente ao infravermelho próximo.

R = reflectância na banda referente ao vermelho.

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)}$$

Onde:

NIR = reflectância na banda referente ao infravermelho próximo.

R = reflectância na banda referente ao vermelho.

O Índice de Vegetação de Razão Simples (RVI) é semelhante ao NDVI, porém seus valores não são normalizados. Foi o primeiro índice criado e pode ser calculado como mostrado abaixo (Ponzoni e Shimabukuro, 2007):

Também é bastante utilizado o Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), ou Índice de Vegetação Ajustado para o Solo desenvolvido por Huete (1988). Este índice visa amenizar o

efeito do solo introduzindo uma constante “L” que varia de 0 a 1, sendo que os valores ótimos são: 1 para densidades baixas de vegetação; 0,5 para densidades médias e 0,25 para densidades altas. O SAVI é calculado da seguinte maneira:

$$SAVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R + L)} \times (1 + L)$$

Onde:

NIR = reflectância na banda referente ao infravermelho próximo.

R = reflectância na banda referente ao vermelho.

L = fator de correção para o solo, adimensional.

3.1.3.4 Aplicações dos sensores óticos em floresta

A detecção remota com imagens de satélite tem sido utilizada na obtenção de informação florestal. O mapeamento da cobertura florestal, no final do século XX representava a contribuição mais freqüente da imagem de satélite para o inventário florestal (Peterson et al., 1999).

Segundo Deshaves et al. (2006), as medições de campo podem ser combinadas com os dados obtidos por imagem de satélite devido a calibração e validação de métodos e modelos, à interpolação espacial ou temporal da rede de observação no terreno e à assimilação em modelos ou ferramentas de simulação do funcionamento dos ecossistemas, do crescimento florestal e da previsão da produção florestal.

Boyd e Danson (2005) consideram de uma forma mais sintética que na perspectiva dos recursos disponibilizam três níveis de informação: avaliação do coberto florestal, que permite avaliar a sua dinâmica espacial, informação do tipo de floresta e informação sobre as propriedades biofísicas e bioquímicas das florestas.

Imagens dos satélites LANDSAT, SPOT, IRS e plataformas Shuttle são, geralmente, utilizados no mapeamento das espécies arbóreas, diâmetro das copas e da densidade das árvores. Estas imagens permitem obter a um custo razoavelmente baixo um grande número de atributos florestais (Iverson et al., 1989)

Imagens de grande resolução espacial como o IKONOS são utilizados na identificação de árvores individuais, da estrutura e da cobertura florestal ou do índice de área foliar (IAF). Imagem de alta resolução permite observar a parte superior das árvores com detalhes, incluindo as copas, os ramos e as partes sombreadas entre eles (Brandtberg, 2002).

A Tabela 1, apresenta um resumo das aplicações dos principais sensores óticos abordo

de satélites que são utilizados para estudos florestais.

Tabela 1 – Características de satélites/sensores existentes utilizados para estudos ambientais.

PLATAFORMA	PAÍS	NOME/ TIPO DE SENSOR	Nº DE BANDAS	RESOLUÇÃO ESPACIAL (m)	REVISITA (Dias)	COMENTÁRIOS
Landsat – 5	Estados Unidos	TM MSS	1-5, 7, 6 4	30; 120 80	16	Banda 1: diferencia o solo da vegetação e distingue as florestas de folha caduca das de folha persistente, Banda 2: Identifica o estado sanitário dos povoamentos. Banda 3: diferencia os diferentes tipos de vegetação. Banda 4: Diferencia os tipos de vegetação, seu vigor e biomassa Banda 5: Indica o teor de umidade do solo e na vegetação. Banda 6: Discriminação dos teores de umidade no solo. Banda 7: Sensível ao teor de umidade nas plantas
Landsat - 7		ETM+	7 PAN	30-60 15		O mesmo que para o Landsat 5. Com banda pancromática.
SPOT - 2	França	HRV	3 PAN	20 10	26	Indicado para análise visual em meio urbano
SPOT – 4		HRVIR	4 PAN	20 10	26	Monitoramento do estado da vegetação e uso do solo. Funciona independentemente dos outros sensores.
		Vegetation 1	4	1000	1	
SPOT – 5		HRG	1-3 SWIR PAN	10 20 2,5 OU 5	26	Monitoramento de fenômenos naturais e da cobertura vegetal, cartografia e atualização de mapas.
		HRS	PAN	10		
	Vegetation 2	4	1000	1		
ERS-1,-2	ESA	AMI(SAR)	1	26	16-18	Monitoramento dos oceanos e de regiões costeiras. Pode ser incluída alguma cobertura terrestre
		ATSR	4	1000	35	
IKONOS	Estados Unidos	IKONOS	PAN 4	1 4	3 1	
Earth Watch		QuickBird	PAN 4	0,61 2,44	1 - 5	
NOAA – 15	Estados Unidos	AVHRR	5	1100	1	Baixo custo de imagem adequada para cartografia de uso do solo (escala continental)
NOAA – 14						
NOAA – L						
CBERS – 1 e 2	Brasil /China	CCD IRMSS WFI	5 4 2	20 80-60 260	2-5 5	Identificação de áreas de florestas, alterações florestais, quantificação de áreas, sinais de áreas ardidas recentes
Envisat	ESA	MERIS	15	300	3	Estudo dos oceanos, vegetação e atmosfera
Terra (EOS AM-1)	Estados Unidos	ASTER MODIS MISR	14 36 4	15, 30, 90 250, 500 1000 275	16 1 9	Estudos de vegetação de temperatura da superfície e de evapotranspiração, uso do solo e stress da vegetação
ALOS	Japão	PRISM AVNIR	1 4	2,5 10	46	Desenvolvimento sustentável, monitoramento de desastres naturais e recursos naturais

Fonte: Ribeiro (2007)

3.1.4 Sensoriamento Remoto por RADAR

A observação da Terra por sensores a bordo de satélites possibilitou importantes avanços nos métodos e eficiência do mapeamento e do monitoramento dos ecossistemas terrestres, notadamente através de suas coberturas vegetais. A possibilidade de obtenção de dados em diferentes faixas do espectro eletromagnético e a integração, através de modelos, com dados obtidos no campo, abriu uma nova fase do conhecimento sobre o estado da biosfera (Aber e Mellilo, 2001).

Desde a década de 1960 os dados de RADAR têm sido reconhecidos como úteis para aplicações militares em regiões tropicais. A liberação dos dados de RADAR para uso civil, nos anos 70, possibilitou a realização de projetos como o RADAMBRASIL e o PRORADAM, na Colômbia, onde imagens de RADAR aerotransportado foram utilizadas para mapeamentos geológicos e de vegetação, entre outros.

Como sistemas ativos, os Radares operam com a transmissão e recepção de microondas, capazes de atravessar nuvens e chuva, e em determinadas condições, dosséis vegetais e solos. Dados de RADAR contêm informações relacionadas com as propriedades biofísicas da vegetação, principalmente sobre sua estrutura e conteúdo hídrico. Os dados de radar, no entanto, não tiveram seu uso tão disseminado quanto a dados de sensores óticos, para tal Kasischke *et al.* (1997) apontaram a dificuldade de interpretação destes dados, que registram a superfície terrestre de uma maneira diferente do que a vemos e a apresentam em diferentes tipos de produtos, como imagens que registram a amplitude e/ou fase das microondas, em uma ou mais polarizações.

O retroespalhamento varia em função do comprimento de onda ou frequência, polarização e ângulo de incidência das microondas incidentes, conhecidos como os parâmetros do RADAR. Igualmente, as características dos objetos na superfície terrestre, como constante dielétrica (relacionada ao conteúdo hídrico), rugosidade e geometria, influenciam os valores do retroespalhamento (Campbell, 2007).

3.1.4.1 RADAR e retroespalhamento

Os Radares são sistemas ativos que geram sua própria radiação na faixa das microondas, cujos comprimentos de onda variam de 1 mm a 1,5 m. Os Radares podem operar em diferentes bandas, que se referem aos comprimentos de onda e frequências das

microondas transmitidas e recebidas como eco da superfície terrestre. O tamanho da antena utilizada pelo RADAR determina a largura do pulso de microondas transmitido e, conseqüentemente, a resolução na direção do vôo (resolução azimutal). Os primeiros Radares imageadores eram do tipo RADAR de abertura real que, por trabalhar com as dimensões efetivas da antena, apresentava limitações na resolução espacial das imagens geradas. Já no RADAR de abertura sintética (SAR - Synthetic Aperture RADAR) o problema da baixa resolução azimutal foi resolvido pela simulação de uma antena centenas de vezes maior que seu tamanho real, com o registro do eco de cada objeto ao longo da linha de vôo (CCRS, 2007).

Uma imagem digital de RADAR consiste numa matriz onde cada célula (ou pixel) apresenta um valor numérico proporcional à intensidade do eco que retorna à antena do RADAR. Este eco é conhecido como retroespalhamento, pois se refere à radiação que foi espalhada na direção do RADAR (Waring et al., 1995).

Os mecanismos responsáveis pelo espalhamento das microondas podem ser (i) superficiais quando ocorrem na superfície dos objetos e (ii) volumétricos quando ocorrem no interior e incluem o espalhamento entre os componentes do objeto, como galhos e folhas dentro do dossel vegetal. A despolarização da onda incidente e geração de eco em polarização distinta da recebida é um dos resultados do espalhamento volumétrico (Leckie e Ranson, 1998). A Figura 4, apresenta o retroespalhamento pela vegetação para diferentes bandas de RADAR, onde observa-se que a banda L é a que apresenta a maior interação com o tronco das árvores.

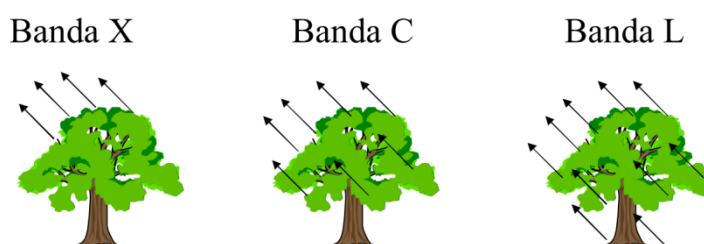


Figura 4 – Retroespalhamento pela vegetação para diferentes bandas de RADAR. Fonte: Adaptado de Leckie e Ranson (1998).

3.1.4.2 Espectro eletromagnético

A região de microondas está situada nos comprimentos de onda de mais ou menos 1 mm para 1,5 m . Estes comprimentos de onda são focados com uma antena em lugar de uma

lente. As bandas mais utilizadas em Radares para sensoriamento remoto são mostradas na Tabela 2.

Tabela 2 - Comprimento de onda do RADAR e frequências usadas em sensoriamento remoto.

BANDA	FREQ (GHz)	COMP. DE ONDA (cm)	BANDA	FREQ (GHz)	COMP. DE ONDA (cm)
P	0,225 a 0,39	133 a 77	K	10,9 a 36,0	2,75 a 0,83
L	0,390 a 1,55	77,0 a 19	Q	36,0 a 46,0	0,83 a 0,65
S	1,550 a 3,90	19,0 a 7,0	V	46,0 a 56,0	0,65 a 0,54
C	3,90 a 5,75	7,0 a 5,20	W	56,0 a 100,0	0,54 a 0,30
X	5,75 a 10,9	5,20 a 2,75			

Fonte: Henderson e Levis (1998)

O tamanho e a densidade dos elementos vegetais têm relação direta no tipo de interação com as microondas incidentes. Pequenos comprimentos de onda, como os das bandas X e C trazem informações sobre as camadas superficiais do dossel vegetal, por meio do retroespalhamento produzido nas folhas e pequenos galhos. Já comprimentos de onda maiores, como os da banda L e P, têm uma penetração maior no dossel vegetal e o retroespalhamento é causado pelos galhos e tronco (Dobson, 2000). Dependendo do tipo e condições do dossel, as bandas L e P podem trazer até informações do solo sob a floresta.

Le Toan et al. (2002) afirmam que os componentes vegetais que agem como principais fontes de espalhamento são da mesma ordem de magnitude dos comprimentos de onda com os quais interagem, como apresentado na Tabela 3. Componentes vegetais menores que os comprimentos de onda incidentes funcionam como atenuadores do retroespalhamento (Dobson, 2000).

Tabela 3 - Componentes vegetais atuantes como principais fontes de espalhamento segundo diferentes bandas.

Banda	X	C	L	P
Principal fonte de retroespalhamento	Folhas e acículas	Folhas e galhos	Galhos	Galhos e troncos

LE TOAN *et al.*, 2002

3.1.4.3. Polarimetria

As ondas eletromagnéticas possuem duas componentes: os campos elétricos e magnéticos que vibram em direções perpendiculares entre si (Figura 5). A direção de vibração do campo elétrico em relação à superfície define a polarização das microondas: se as microondas são transmitidas ou recebidas em direção paralela à superfície, são ditas horizontalmente polarizadas; se transmitidas ou recebidas em direção perpendicular à superfície, são ditas verticalmente polarizadas (Henderson e Lewis, 1998).

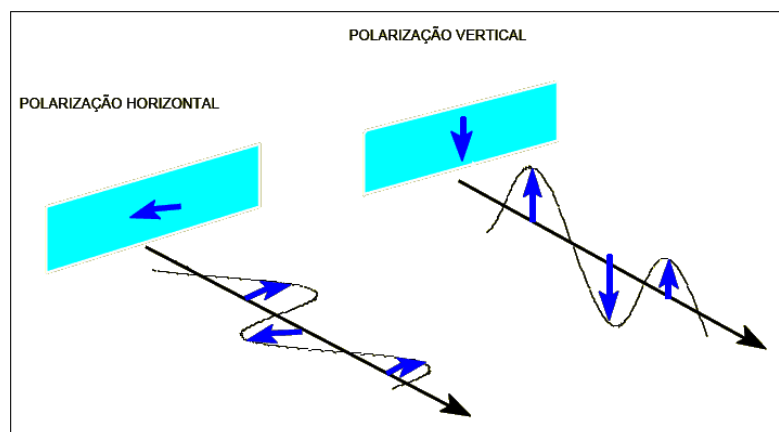


Figura 5 - Polarização das ondas eletromagnéticas. Fonte: CCRS (2007).

A polarização é definida como paralela quando as energias, transmitida e recebida, são polarizadas na mesma direção, como HH, indica que energia é transmitida e recebida horizontalmente e VV indica energia transmitida e recebida verticalmente. A polarização é definida como cruzada quando as energias transmitida e recebida são polarizadas na direção ortogonal como HV que indica energia transmitida horizontalmente e recebida verticalmente e VH indica energia transmitida verticalmente e recebida horizontalmente (Henderson e Lewis, 1998).

A interação dos objetos na superfície terrestre com as microondas tem relação direta com a polarização incidente. Se os objetos na superfície terrestre possuem uma orientação vertical, como por exemplo mudas de trigo numa plantação, a interação com microondas verticalmente polarizadas será maior, assim como o eco gerado. Os objetos ou superfícies espalhadoras podem ter a capacidade de despolarizar a onda incidente e gerar um eco numa polarização distinta à enviada, isto graças aos mecanismos de espalhamento. Tal modificação afeta o modo como a cena aparece nas imagens polarimétricas de RADAR e o tipo de superfície pode freqüentemente ser deduzido da imagem. (Henderson e Lewis, 1998).

A despolarização em transmissão horizontal é mais forte em vegetação do que em solo

nu, isso devido à dominância vertical da forma de crescimento da vegetação. Com raras exceções, o retroespalhamento em polarizações paralelas (HH ou VV) é mais forte que em polarizações cruzadas (HV ou VH) (Henderson e Lewis, 1998).

Os SARs operacionais têm normalmente uma única polarização por questão de economia (ex: HH ou VV). Os sistemas de pesquisa tendem a ter polarizações múltiplas (ex: HH, HV, VV, VH - polarimetria de quadratura). Polarizações múltiplas ajudam a distinguir a estrutura física dos alvos através do retroespalhamento (CCRS, 2010).

3.1.4.4 Ângulo de incidência

O ângulo de incidência do RADAR é aquele formado entre o pulso de microondas incidentes e uma reta vertical estabelecida em relação à Terra. O ângulo de incidência pode ter uma influência importante no retroespalhamento do sinal do RADAR.

O ângulo de incidência varia entre o alcance próximo e o alcance distante, dependendo da altura da trajetória do RADAR. Essa mudança de ângulo afeta a geometria de visada. (Figura 6).

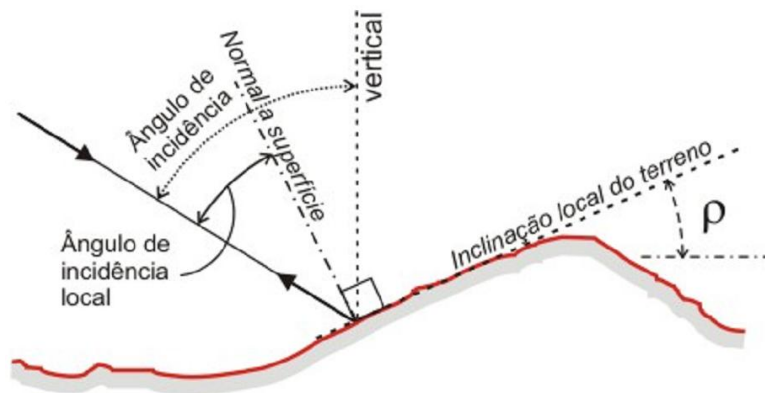


Figura 6 – Ângulo de incidência e ângulo de incidência local. Fonte: Gama (2007)

Em imagens de RADAR, as sombras ocorrem na direção das distâncias mais próximas ao sensor (*near range*) e atrás de objetos altos. São um bom indicador da direção da iluminação do RADAR, principalmente se a direção do deslocamento do sensor estiver omitida ou incompleta. As sombras em imagens de RADAR indicam áreas na superfície do solo não iluminadas pelo RADAR. Como nenhum sinal de retorno é recebido pelo sensor, as sombras de RADAR exibem uma tonalidade muito escura na imagem. Um exemplo de sombra de RADAR é apresentado na figura 7.

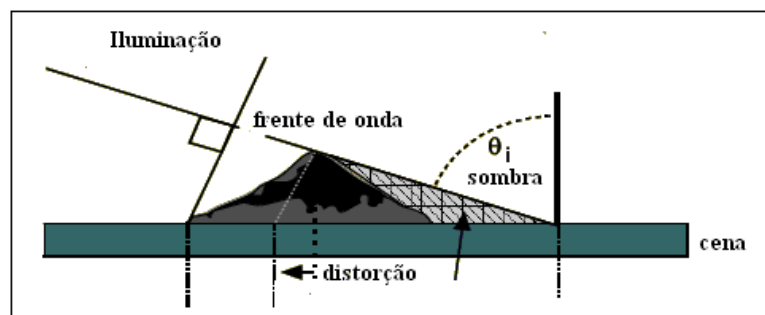


Figura 7 – Sombras de RADAR. Fonte: Raney (1998).

A rugosidade das superfícies, relativa ao comprimento de onda e ao ângulo de incidência, influencia diretamente os mecanismos e magnitude do retroespalhamento. As superfícies lisas e horizontais refletem quase toda a energia incidente em direção oposta ao sistema de RADAR e são chamadas especulares. As superfícies especulares, tais como águas calmas ou rodovias pavimentadas, aparecem escuras em imagens de RADAR (CCRS, 2010) (Figura 8).

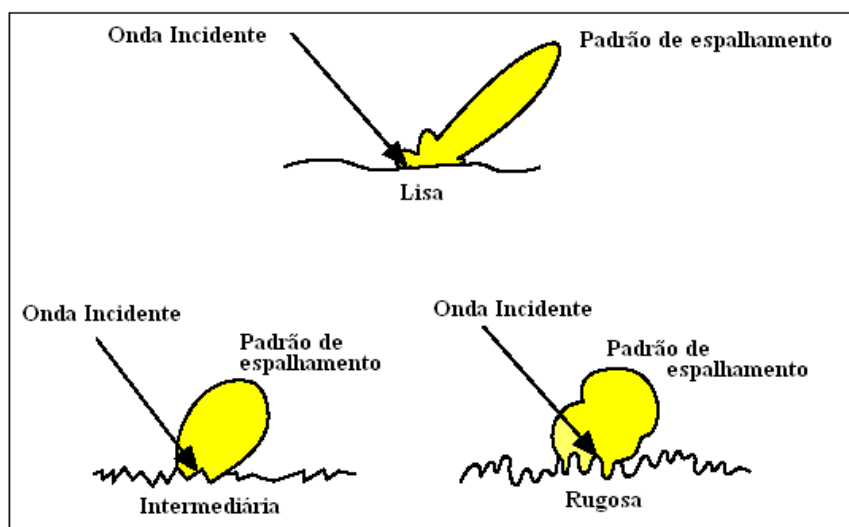


Figura 8 – Modelos de dispersão em diferentes tipos de superfície espalhamento associado. Fonte: CCRS (2010).

Um tipo especial de espalhamento, denominado de refletor de canto, se dá quando duas ou três superfícies lisas são adjacentes, gerando ecos muito fortes e registros muito claros nas imagens de RADAR. Alguns objetos pequenos podem aparecer extremamente brilhantes na imagem de RADAR, dependendo da configuração geométrica do objeto. A parte lateral de um edifício ou ponte, combinada com a reflexão do solo, é um exemplo de um

refletor de canto (CCRS, 2010).

Quando duas superfícies formam um ângulo reto e estão voltadas para o RADAR, forma-se um refletor de canto diédrico. O sinal de retorno de um refletor de canto diédrico é intenso apenas quando as superfícies refletoras estão quase perpendiculares à direção da iluminação. As reflexões mais fortes são causadas pelos refletores de canto triédricos que são formados pela intersecção de três superfícies planas mutuamente perpendiculares e voltadas para o RADAR. Pesquisadores colocam freqüentemente refletores de canto em diversas posições no solo para atuar como pontos de referência nas imagens de RADAR (Figura 9) (CCRS, 2010).

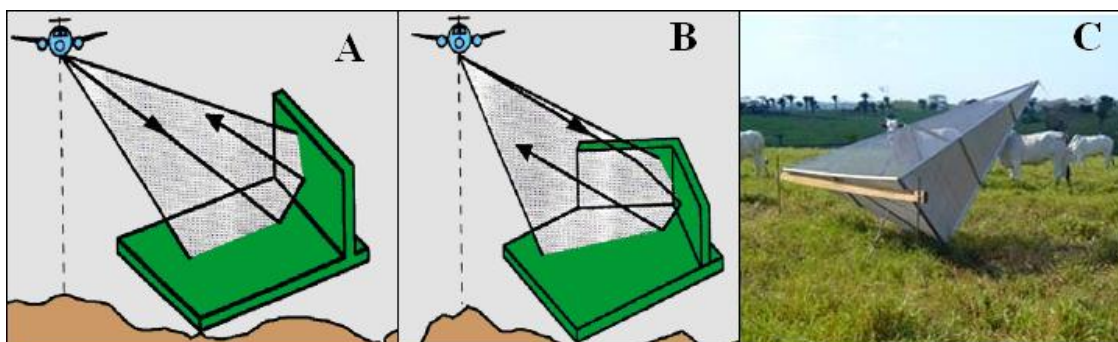


Figura 9 – Exemplos de refletores de canto: A – Diédricos , B – Triédricos e C – Refletor de canto posicionado pelo IBGE no Acre. Fonte: adaptado de CCRS (2010).e IBGE (2011).

3.1.5 Aplicações de RADAR em florestas

A utilização de radar para estimar as propriedades biofísicas de florestas tem aumentado significativamente nos últimos anos, principalmente pela maior quantidade de sensores disponíveis, e pelas melhorias tecnológicas oferecidas, como polarimetria, interferometria e uma melhor qualidade e estabilidade dos dados radiométricos.

Uma quantidade considerável de pesquisas tem sido conduzida utilizando-se dados SAR na estimativa de parâmetros biofísicos da cobertura florestal. De um modo geral, têm sido empregados dados obtidos nas bandas X, C, L e P, que têm mostrado relações lineares, diretas e mais fortes em frequências menores.

Imagens em polarização cruzada (HV ou VH) proporcionam uma melhor

discriminação dos tipos florestais para todas as frequências (Saatchi E Rignot, 1997), pois a interação das microondas no dossel, troncos e galhos é um dos mecanismos que ocasiona a despolarização das microondas incidentes. Diferentes estruturas de dossel geram um grande intervalo de valores de retroespalhamento, o que facilita a classificação dos tipos florestais.

As polarizações cruzadas (HV ou VH) são também indicadas para a diferenciação entre floresta madura e em regeneração (Luckman et al., 1997), assim como entre estágios de sucessão secundária (Yanasse et al., 1997). Dados em polarização horizontal favorecem a discriminação entre áreas desmatadas com troncos remanescentes e a floresta subjacente, já que as microondas interagem fortemente com os troncos no chão (Rignot et al., 1997). O mecanismo de reflexão dupla entre o solo e os troncos eventualmente não abatidos gera ecos intensos também em polarização HH (Saatchi e Rignot, 1997).

Dados de RADAR aerotransportado na banda P em todas as polarizações foram adquiridos sobre a Amazônia e a diferenciação de coberturas vegetais (Freitas et al., 2001), assim como inventários de biomassa (Santos et al., 2003) indicaram a contribuição destes dados também para estudos em floresta tropical.

Os dados SAR gerados em banda L, sensíveis à estrutura da vegetação, além de registrar informações provenientes dos galhos e troncos possibilitam a discriminação de tipos florestais, como estágios de sucessão secundária e regeneração (Dobson, 2000; Saatchi et al., 1997).

Em estudo realizado em povoamentos de *Pinus spp.*, com dados adquiridos em bandas P, L e C, realizadas pelo JPL/NASA, em floresta de *Pinus spp.*, na França, foram observados excelentes correlações dos coeficientes de retroespalhamento (polarizações HH, HV e VV) com a biomassa do tronco, a altura total, o diâmetro à altura do peito (DAP), a área basal e a idade dos povoamentos. No entanto, não foi observada correlação significativa com a densidade de árvores (Beaudoin et al., 1994). Os autores demonstraram ser possível estimar a biomassa do tronco através da utilização da banda L, contudo, a correlação foi maior com o uso banda P. Neste trabalho, o coeficiente de retroespalhamento na polarização HV apresentou, de um modo geral, as maiores correlações com os parâmetros florestais (Tabela 4).

Estudos realizados por Imhoff (2000), Santos et al. (2003) e Le Toan e Floury (1998), em florestas tropicais e de *Pinus spp.* observaram a ocorrência de saturação do volume da vegetação em aproximadamente 250 m³/ha para a banda P.

Tabela 4 – Coeficientes de correlação entre parâmetros florestais de *Pinus spp.* e polarimetrias nas bandas P e L

Parâmetros gerais da floresta		P _{HH}	P _{HV}	P _{VV}	L _{HH}	L _{HV}	L _{VV}
Idade da parcela (anos)		0,72	0,73	0,49	0,57	0,53	0,46
Altura total média (m)		0,78	0,86	0,71	0,66	0,69	0,62
DAP médio (cm)		0,81	0,79	0,59	0,65	0,60	0,53
Área basal das árvores (m ²)		0,80	0,77	0,52	0,52	0,46	0,39
Densidade de árvores (1/ha)		0,41	0,44	0,20	0,35	0,26	0,20
Área basal da parcela (m ² /ha)		0,71	0,75	0,79	0,58	0,76	0,68
Biomassa (t/ha)	Acículas	0,64	0,65	0,74	0,54	0,72	0,65
	Galhos	0,80	0,88	0,78	0,60	0,75	0,64
	Tronco (madeira + casca)	0,82	0,90	0,76	0,62	0,73	0,64
	Total acima do solo	0,83	0,90	0,77	0,62	0,74	0,65

FONTE: Beaudoin et al. (1994).

Rauste et al. (1994), analisando os dados obtidos para as bandas C e X, com os parâmetros biofísicos de coníferas (*Norway spruce*, *Scots pine* e *Silver fir*), verificaram que os valores obtidos na banda C possuíam correlação mais baixa que os da banda X. A Tabela 5 apresenta esses resultados.

Tabela 5 – Correlação entre Retroespalhamento e parâmetros biofísicos.

	C _{HH}	C _{HV}	C _{VH}	C _{VV}	X _{HH}	X _{HV}	X _{VH}	X _{VV}
Volume do tronco	- 0,08	0,02	0,00	- 0,02	- 0,37	- 0,34	- 0,35	- 0,57
Área Basal	- 0,02	0,07	- 0,03	- 0,03	- 0,20	- 0,23	- 0,22	- 0,40
Diâmetro médio	- 0,03	0,03	- 0,01	- 0,04	- 0,30	- 0,35	- 0,32	- 0,49
Densidade	0,07	0,12	- 0,14	- 0,01	0,18	0,34	0,33	- 0,25
Altura média	- 0,17	- 0,20	- 0,12	- 0,10	- 0,38	- 0,40	- 0,39	- 0,46

FONTE: Modificada de Rauste et al. (1994).

Leckie e Ranson (1998) verificaram, através dos dados da missão SIR-B, em banda L, na polarização HH, para diferentes ângulos de incidência, que ocorreu uma penetração de aproximadamente 12,5 m no dossel de manguezais. Empregando o mesmo sensor em florestas coníferas (povoamento de *Hemlock*), os autores verificaram uma penetração de 3 metros para banda C, 6 metros para a banda L e 10 metros para a banda P. A Tabela 6 apresenta a proporção estimada de atenuação dos diferentes componentes do povoamento de *Hemlock*.

Tabela 6 – Contribuição (%) de diferentes componentes de floresta de conífera na resposta do radar.

	Banda C		Banda L		Banda P	
	HH	VV	HH	VV	HH	VV
Acículas	49	54	26	32	24	24
Galhos secundários	17	19	6	6	4	4
Galhos primários	24	18	49	37	44	26
Troncos	10	9	19	25	28	46
Atenuação	20,5	25,5	10,9	12,4	6,7	9,5

FONTE: Modificada de Leckie e Ranson (1998).

Santos et al. (2003) avaliaram a biomassa de parcelas da região da FLONA-Pará, por meio do levantamento de campo, e da resposta radiométrica do radar na banda-P; e a partir das amostras, realizam o ajuste de um modelo de regressão por polinômio de terceira ordem, cujos os maiores índices de determinação (R^2) ocorreram para as polarizações HH (0,77), HV (0,63) e o menor para VV (0,59). Os mesmos autores indicaram que a resposta da radiometria do radar poderia discriminar a área basal da vegetação, e dentre as polarizações empregadas, a polarização HH foi a que apresentou o melhor ajuste ($R^2 = 48,8\%$) para o modelo de regressão, devido provavelmente à facilidade desta polarização em responder a alvos de orientação horizontal, como o diâmetro dos troncos e dos galhos horizontais, enquanto que a resposta radiométrica na polarização VV apresentou menor ajuste ($R^2 = 9,59\%$).

Estudos realizados por Imhoff et al. (2000), empregando-se um sistema imageador na faixa de frequência de 50 a 450 MhZ (BioSAR) em florestas temperadas com biomassa superior a 200 t/ha, verificou-se a presença de ruídos nas bandas de frequências mais altas do sistema e nos ângulos de incidência superiores a 25°. Estes resultados mostraram que a faixa de frequência de 80-88,5 MHz, com 25° de ângulo de incidência, foi a configuração que apresentou o melhor resultado de biomassa, não ocorrendo saturação, apesar de a floresta exceder a 250 t/ha..

Pope et al. (1994) desenvolveram índices derivados dos dados polarimétricos de radar para realizar análises de ecossistemas agrícolas e florestais. Estes índices se relacionam com diferentes características da vegetação: o índice CSI corresponde à estrutura do dossel; o BMI, corresponde à biomassa; o VSI, ao espalhamento volumétrico.

A razão paralela (R_p), razão cruzada (R_c), descritos em Henderson e Lewis (1998) e a potência total (P_t) apresentada por Boerner et al. (1991), também são utilizados para realçar as características polarimétricas de determinado alvo.

As equações que descrevem estes índices podem ser observadas abaixo:

$$BMI = \frac{VV + HH}{2}$$

$$CSI = \frac{VV}{VV + HH}$$

$$VSI = \frac{CS}{CS + BMI}$$

Onde:

$$CS = \frac{HV + VH}{2}$$

$$Rp = \frac{VV}{HH}$$

$$Rp = \frac{HV}{HH}$$

$$Pt = HH + VV + 2HV$$

Estes índices apresentam a vantagem de serem independentes dos efeitos de range, sendo desta forma uma função da vegetação ou da condição da superfície. Além disto, os índices são funções lineares que facilitam a utilização de ferramentas de análise estatísticas, e foram idealizados utilizando o conhecimento do modelo do mecanismo de espalhamento do radar, facilitando a sua interpretação.

O índice VSI é uma medida de despolarização do retroespalhamento, que está relacionado com o número dos elementos cilíndricos (troncos), com o mecanismo de espalhamento do sinal de microondas e com o respectivo comprimento de onda. A despolarização ocorre, por sua vez, pelo multicaminhamento no interior da estrutura da floresta (Pope et al, 1994).

O índice CSI tem relação com ecossistemas dominados por galhos horizontais ou próximos da horizontal, como, por exemplo, por florestas inundadas, as quais têm pouco troncos verticais se comparados com florestas de terras firmes, que são dominadas por troncos verticais. Isto pode ocasionar uma maior ocorrência de mecanismo de double bounce, levando

a ter valores de CSI mais baixos do que ecossistemas com estruturas similares com menor interação de double-bounce, entretanto, este índice é inexpressivo para superfícies sem vegetação como corpos d'água e solo exposto (Pope et al, 1994).

O índice BMI é um indicador da quantidade relativa de madeira pela biomassa foliar. Pope et al (1994) verificaram que este índice é influenciado pela inclinação do terreno. Ele é maior para florestas com características de senescência do que para florestas perenifólias devido à absorção dos sinais de microondas pela umidade das folhas verdes (Pope et al, 1994).

A Razão de polarização paralela é o parâmetro que realça as diferenças entre os mecanismos de espalhamento sensíveis à polarização VV e aqueles sensíveis à polarização HH. Está relacionado à orientação e forma dos elementos espalhadores, a exemplo dos galhos (Henderson e Lewis, 1998).

A Razão de polarização cruzada é o Parâmetro que realça as diferenças entre os mecanismos de espalhamento sensíveis à polarização HV e aqueles sensíveis à polarização HH. Apresenta desta forma sensibilidade aos eventos de espalhamento volumétrico (Henderson e Lewis, 1998).

A Potência total é o parâmetro que independe da base de polarização empregada para medir a resposta polarimétrica. Representa a soma de todos os mecanismos de espalhamento ocorrentes na floresta (Boerner et al, 1991).

3.1.6 O satélite ALOS

O satélite ALOS foi lançado em 24 de janeiro de 2006, no veículo H-IIA em Tanegashima Space Center, Japão, pela Agência Espacial Japonesa (Japan Aerospace Exploration Agency - JAXA), com a missão de observar e obter imagens de todo o planeta, visando o monitoramento de desastres ambientais, levantamento de recursos naturais e, em especial, de suporte à cartografia (IBGE, 2011).

Está localizado em uma altitude de 691,65 km em relação à superfície terrestre. Sua órbita é solar-síncrona com um ciclo completo de 46 dias e sub-ciclo de 2 dias. Está equipado com três instrumentos sensores: 1) o Panchromatic Remote-Sensing Instrument for Stereo Mapping (PRISM), que é o sensor com uma banda pancromática; 2) o Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2 (AVNIR-2), sensor multispectral, que possui 4 bandas

espectrais abrangendo a região espectral do visível e infra-vermelho próximo e que é responsável, juntamente com o PRISM pela observação da cobertura da Terra e 3) Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR) que é o sensor radar, para observação da Terra dia e noite e em qualquer condição de tempo (JAXA, 2008). A Figura 10 apresenta os sensores a bordo do satélite ALOS.

O satélite ALOS ficou operacional durante mais de 5 anos, ou seja bem além da expectativa inicial de vida útil, de 3 anos, durante os quais ele alcançou ótimos resultados na área de observação da Terra em situações de emergência e desastres naturais (ENGESAT, 2011)



Figura 10: Satélite ALOS. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

3.1.6.1 PRISM

O Panchromatic Remote-Sensing Instrument for Stereo Mapping (PRISM) é um radiômetro pancromático com resolução espacial de 2,5m no nadir e possui três sistemas óticos independentes: nadir, forward e backward, que permitem visão estereoscópica e que podem produzir um modelo digital de superfície altamente acurado (Figura 11).

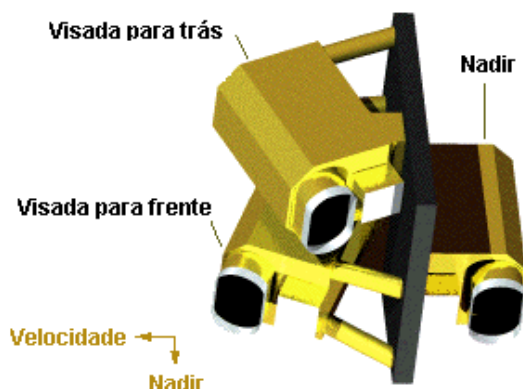


Figura 11: Sensor PRISM. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

Com relação aos níveis de processamento das imagens do sensor PRISM, de acordo com a JAXA (2010) encontra-se disponíveis aos usuários os seguintes níveis de processamento: 1A, 1B1 e 1B2.

O nível de processamento 1A consiste em imagens “brutas”, sem nenhuma calibração, onde é disponibilizado ao usuário um arquivo de imagem para cada CCD, existindo então a necessidade de processamento destes dados para os demais níveis uma vez que estas imagens não sofreram correção geométrica e radiométrica (JAXA, 2010).

Imagens adquiridas no nível 1B1 são imagens do nível 1A depois de realizada a correção radiométrica e adicionar os coeficientes de calibração. Neste nível de processamento é disponibilizado aos usuários um arquivo de imagem para cada CCD.

O nível de processamento 1B2 consiste em imagens do nível 1B1 depois de realizadas as calibrações radiométricas e geométricas. As imagens obtidas pelos CCD são mosaicadas sendo disponibilizado ao usuário um arquivo de imagem para cada visada realizada pelo sensor (IBGE, 2010).

As imagens 1B2 são disponibilizadas com dois níveis de correção diferentes, sendo eles o nível R (*Geo-reference data*) e o nível G (*Geo-corded data*). O nível 1B2G consiste em uma imagem pré-georreferenciada com coordenadas no sistema de Projeção UTM (universal Transversa de Mercator) empregando parâmetros de correção de sistema. Segundo IBGE (2010) as correções realizadas neste nível não levam em consideração o efeito do relevo na região. O nível de processamento 1B2R consiste em imagens com coordenadas na projeção UTM, sendo que seus pixels encontram-se alinhados em relação a trajetória do satélite.

Cada telescópio consiste em três espelhos e diversos detectores CCD (Charge Coupled Device) para exploração push-broom. A visada do nadir possui uma largura de imageamento

de 70 km enquanto que as visadas forward e backward possuem uma largura de 35 km (Figura 12). Estes dois últimos telescópios estão inclinados a $\pm 24^\circ$ do nadir para realizar uma razão base-altura de 1,0. A largura do campo de visada (FOV) do sensor PRISM fornece três imagens stereo (triplet), completamente sobrepostas, com uma largura de 35km. A resolução radiométrica desse sensor é de 8 bits.

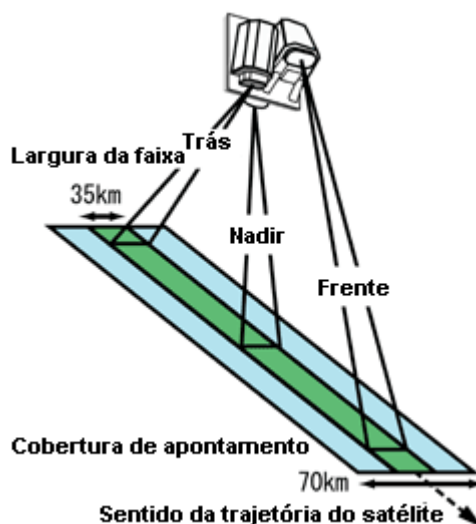


Figura 12 - Modo de observação do sensor PRISM. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

As principais características do sensor PRISM são apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7 - Características do sensor PRISM.

Características do PRISM	
Banda espectral/Comprimento de onda (μm)	Pancromática: 0,52-0,77
Nº de sensores	3 (nadir/para frente/para trás)
Relação Base/Altura (B/H)	1,0 (entre visadas para frente e para trás)
Resolução especial	2,5 m (nadir)
Largura da faixa	35 km (modo Triplet) 70 km (nadir)
Sinal/Ruído	> 70
Função de transferência de modulação	> 0,20
Nº de detectors	14000/banda (faixa de 35 km) 28000/banda (faixa de 70 km)
Limite de inclinação lateral de visada	$\pm 1,5^\circ$ (transversal à trajetória no modo Triplet)
Resolução radiométrica	8 bits

Fonte: Adaptado de IBGE (2011).

3.1.6.2 AVNIR-2

O Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2 (AVNIR-2), sensor criado para observação da Terra e zonas costeiras (Figura 13) é um radiômetro multiespectral que possui 4 bandas com resolução espacial de 10m, abrangendo a região do visível e infravermelho próximo, com resolução radiométrica é de 8 bits.

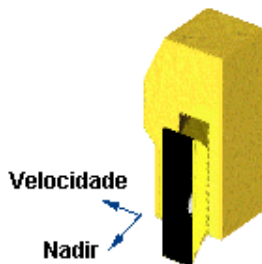


Figura 13 - Sensor AVNIR-2. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

O sensor AVNIR-2 fornece imagens de cobertura e uso da Terra para monitoramento ambiental regional. O ângulo de apontamento é de $\pm 44^\circ$, para observação imediata de áreas afetadas por desastres naturais (Figura 14). Este sensor é o sucessor do AVNIR que estava a bordo do Advanced Earth Observing Satellite (ADEOS), lançado em agosto de 1996 (JAXA, 2008).

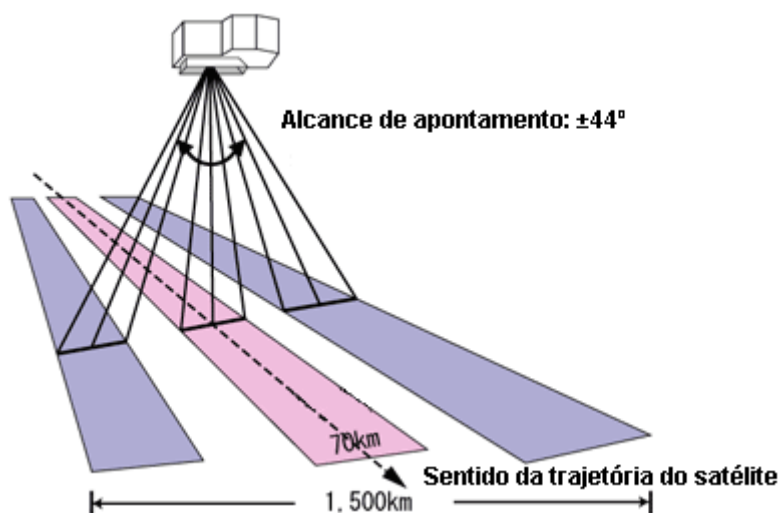


Figura 14 - Modo de observação do sensor AVNIR-2. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

A Tabela 8 apresenta as principais características do sensor AVNIR-2.

Tabela 8 - Características do sensor AVNIR-2.

Características do AVNIR-2	
Banda espectral/Comprimento de onda (μm)	1: 0,42-0,50 2: 0,52-0,60 3: 0,61-0,69 4: 0,76-0,89
Resolução espacial	10 m (nadir)
Largura da faixa	70 km (nadir)
Sinal/Ruído	>200
Função de transferência de modulação	Bandas 1~3: >0,25 Banda 4: >0,20
Nº de detectores	7000/banda
Limite de inclinação lateral de visada	$\pm 44^\circ$ (direita/esquerda)
Resolução radiométrica	8 bits

Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

3.1.6.3 PALSAR

O Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR), desenvolvido pela JAXA e Japan Resources Observation System Organization (JAROS), é um sensor de micro-ondas ativo que opera na banda L (Figura 15). Possui um modo polarimétrico que é capaz de imagear em duas e quatro polarizações, respectivamente, HH e HV, e HH, HV, VV e VH (JAXA, 2007).

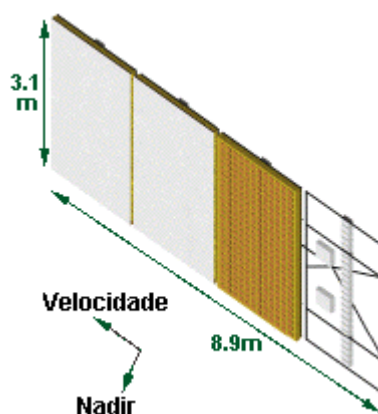


Figura 15 - Sensor PALSAR. Fonte: Adaptado de JAXA (2008).

A Tabela 9 apresenta as principais características do sensor PALSAR.

Tabela 9 - Características do sensor PALSAR.

Características do sensor PALSAR				
Modo	Fino		ScanSAR	Polarimétrico
Frequência	1,270 GHz (Banda L)			
Chirp Bandwidth	28 MHz	14 MHz	14 MHz / 28 MHz	14 MHz
Polarização	HH	HH+HV	HH	HH+HV+VH+VV
Ângulo de incidência	8°~60°	8°~60°	18°~43°	8°~60°
Resolução em alcance (range)	7~44m	14~88m	100m (multilook)	24~89m
Largura da faixa	40~70km	40~70km	250~350km	20~65km
Taxa de transmissão de dados	240 Mbps	240 Mbps	120 ou 240 Mbps	240 Mbps

Fonte: Adaptado de IBGE (2011).

O PALSAR tem outro modo de observação vantajoso, o ScanSAR (Figura 16), no qual permite adquirir imagens de 250 a 350 km de largura, ou seja, de três a cinco vezes maior do que as imagens SAR convencionais e por isso é considerado útil para monitoramento de florestas tropicais e da extensão do gelo oceânico (JAXA, 2008).

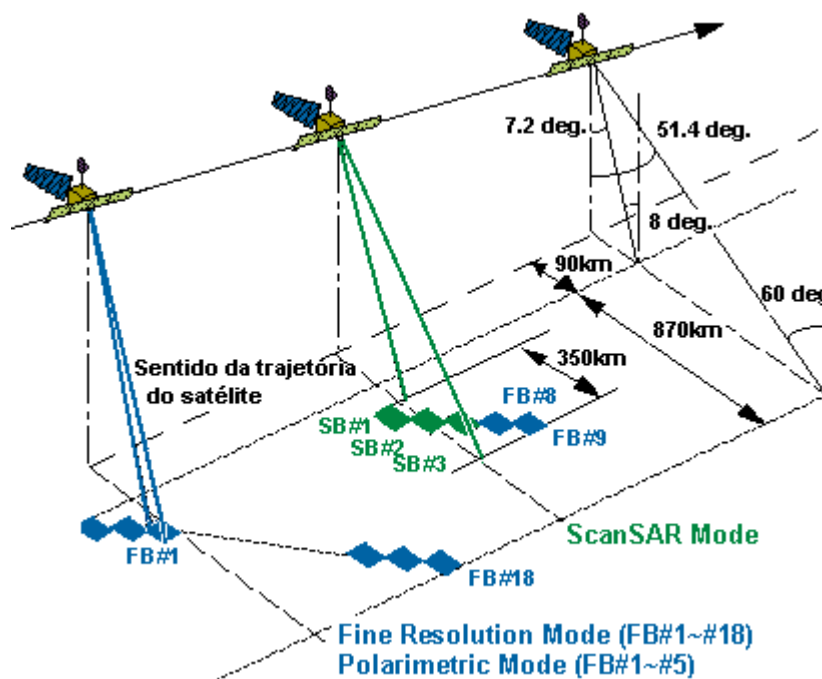


Figura 16 - Modo de observação do sensor PALSAR. Fonte: JAXA (2008).

3.1.7 Parâmetros Dendrométricos

Os dados de satélites têm sido utilizados na determinação de variáveis dendrométricas como o diâmetro das árvores, a área basal, a altura, idade das árvores, densidade, volume e biomassa. A técnica, segundo Iverson et al. (1998), consiste geralmente em recolher dados de campos georreferenciados da variável da estrutura florestal em análise e determinar a relação estatística entre os dados obtidos no campo e os dados espectrais para a mesma área.

Segundo Soares et al (2006) a altura é uma importante característica da árvore, obtida por medição ou estimação. Ela serve para computar o volume de árvores individuais e, em conexão com a idade, determinar a qualidade de um local para a produção de madeira.

O diâmetro à altura do peito (DAP) é o elemento mais importante medido em uma árvore, pois fornece a base para muitos outros cálculos. Ele serve para a obtenção da área seccional à altura do peito (g), medida importante no cálculo do volume das árvores e de povoamento. É uma característica que pode ser facilmente avaliada (Soares et al, 2006).

A área basal é um importante parâmetro da densidade do povoamento. Normalmente é expressa em $m^2/há$, fornecendo o grau de ocupação de determinada área por madeira. Com os DAPs, pode-se calcular a área basal do povoamento, pelo somatório das áreas seccionais das árvores (Soares et al, 2006).

O número de árvores por hectare, ou densidade, é um parâmetro importante no ordenamento florestal, sendo usado para avaliar a regeneração ou para monitorizar os efeitos das medidas de ordenamento (Ribeiro, 2007).

Souza (1973) define a idade da árvore como o número de anos transcorridos desde a germinação da semente, ou da brotação das touças de uma raiz, até o momento em que é observado ou medido. Na mensuração florestal a idade de uma árvore é uma variável muito importante, especialmente na estimativa da produção florestal. Fundamentalmente é utilizada nas avaliações do crescimento e da produtividade de um sítio e nos ordenamentos florestais. A idade é também utilizada como ferramenta para práticas silviculturais, na determinação do crescimento presente e futuro da floresta e nas decisões dos planos de manejo.

Com os conhecimentos adquiridos sobre a medição do diâmetro e da altura das árvores, pode-se determinar o volume de árvores. O volume é a variável mais utilizada no diagnóstico do potencial madeireiro de uma floresta, sendo por isso uma variável de muita importância na Dendrometria. Além de ser uma variável de uso corrente no manejo florestal, é também a mais utilizada na comercialização e na indústria (Cunha, 2004)

De acordo com Odum (1986), entende-se por biomassa o peso de matéria orgânica seca por unidade de área. Cerca de 90% da biomassa da terra encontra-se nos ecossistemas florestais, os quais ocupam aproximadamente 40% da superfície terrestre. A avaliação da biomassa nos povoamentos florestais permite avaliar a produtividade e o acúmulo de massa seca nos diferentes componentes das árvores, auxiliando no planejamento da exploração racional dos ecossistemas (Campos, 1991).

4. MATERIAIS E METODOS

4.1 Áreas de estudo

Para o desenvolvimento deste trabalho foram selecionadas áreas de reflorestamento da empresa Celulose Nipo-brasileira S/A (CENIBRA), localizadas na região do Rio Doce nos municípios de Belo Oriente, Santana do Paraíso, Ipaba e Caratinga, a leste do Estado de Minas Gerais (MG). Estas áreas estão localizadas entre os paralelos $19^{\circ}14'29.74''\text{S}$ e $19^{\circ}34'45.24''\text{S}$ e os meridianos $42^{\circ}32'48.06''\text{W}$ e $42^{\circ}20'52.81''\text{W}$ (Figura 17).

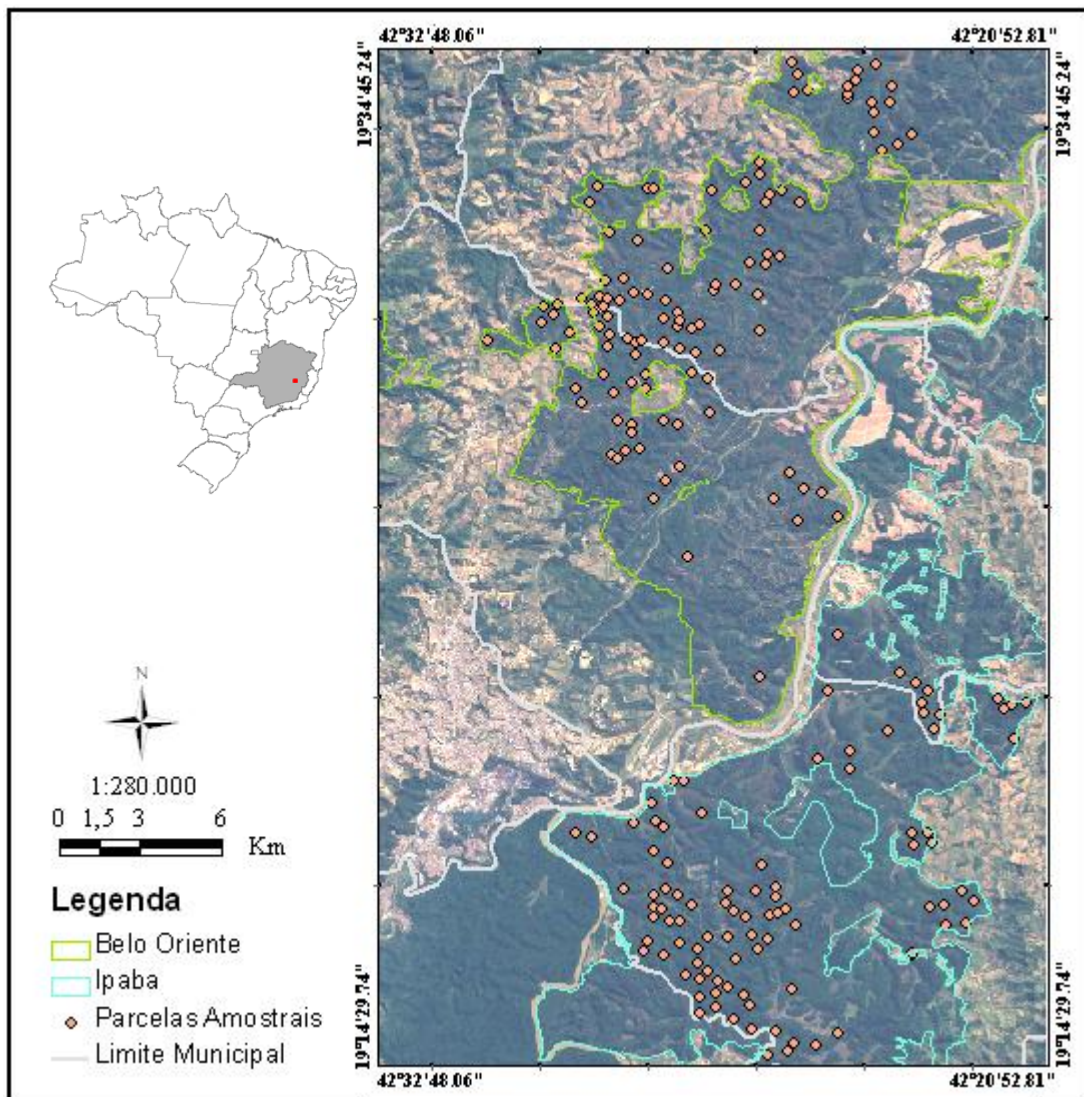


Figura 17 – Localização da área de estudo nos municípios de Belo oriente, Santana do Paraíso, Ipaba e Caratinga-MG.

A área de estudo é composta por plantações de *Eucalyptus grandis*, com espaçamento de 3 x 2 metros, de 4 a 8 anos de idade, com uma altura média de 25,9 metros, cujo plantio recobre uma área total de 837,12 km², dividida em dois projetos denominados Ipaba e Belo Horizonte pela empresa de reflorestamento, e têm como finalidade a produção de celulose. As áreas estão localizadas em um relevo variando de plano a levemente ondulado.

O clima da região, segundo a classificação de Köppen, é do tipo Aw, sendo considerado temperado chuvoso-mesotérmico, com precipitação média anual de 1.153 mm. A temperatura média anual varia de 20 a 23°C. A área de estudo está inserida na bacia do Rio Doce, especificamente na região denominada Médio Rio Doce. Em termos geomorfológicos, a região está localizada sob a superfície Sul-Americana II (VALADÃO, 1998).

O solo da região é classificado como um Neossolo Flúvio distrófico típico, situado em área de baixada e relevo levemente ondulado, formada por sedimentos de afluentes do rio Doce (IBGE, 2001)

A vegetação original era formada por floresta estacional semidecidual, composta de tipos arbóreos de médio a grande porte, com distribuição espaçada e que se intercalam com tipos de menor tamanho (Silva 2006).

4.2 Procedimentos metodológicos

Os procedimentos metodológicos executados neste trabalho estão ilustrados no fluxograma da Figura 18, e os detalhamentos da metodologia proposta estão descritos nas seções a seguir.

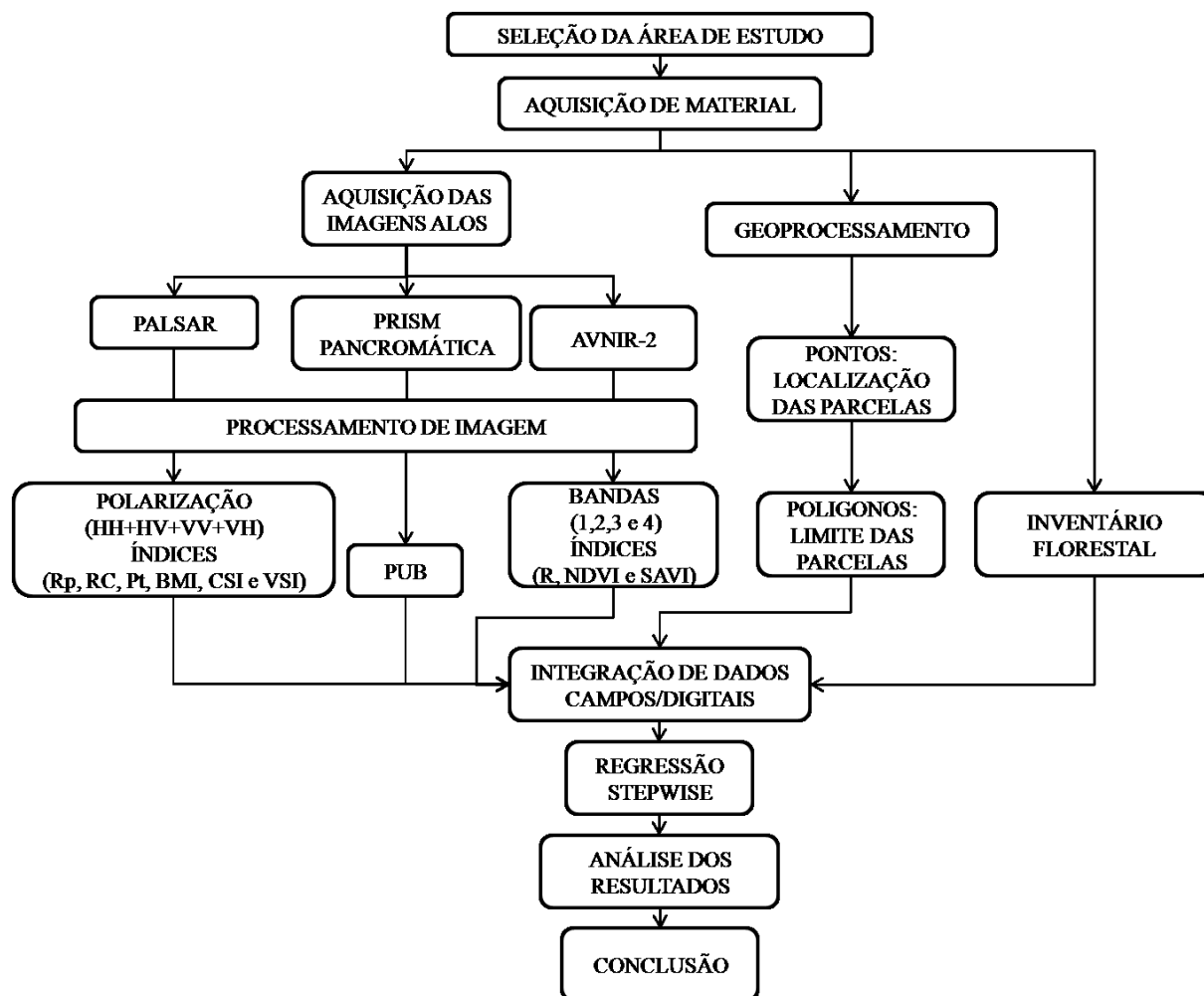


Figura 18 – Fluxograma geral do trabalho.

4.3 Imagens

Para este estudo foram empregadas imagens do satélite ALOS provenientes dos sensores AVNIR, PRISM e PALSAR

A imagem multiespectral proveniente do sensor AVNIR-2 nas quatro bandas que abrangem o visível e o infra-vermelho próximo foi obtida em dia 27 de maio de 2009. A imagem pancromática, proveniente do sensor PRISM foi obtida em 12 de julho de 2009 e as imagens radargramétricas com quatro polarizações, foram obtidas pelo sensor PALSAR no dia 02 de maio de 2009.

As imagens adquiridas apresentavam correção geométrica prévia de acordo com o nível de processamento solicitado (Nível 1B2-G). Elas foram deslocadas a partir de um arquivo vetorial corrigido, contendo as estradas e os corredores entres os talhões dos projetos

localizados na área de estudo. Um dos objetivos foi fazer com que as linhas contendo as estradas sobrepusessem às visualizadas nas imagens.

As imagens ópticas foram submetidas à técnica de correção da atenuação dos efeitos atmosféricos para remoção do efeito de dispersão da energia eletromagnética nas partículas de água da atmosfera, possibilitando que os alvos invariáveis, temporalmente, sejam interpretados da mesma forma. A técnica de correção empregada foi a subtração de DN dos “pixels” escuros conforme Chavez (1975).

Na fase de processamento dos dados foram gerados outros produtos decorrentes dos imageamentos. Além das quatro bandas (azul, verde, vermelha e infravermelha) do sensor AVNIR foram geradas as imagens índices R, NDVI e SAVI. Em relação ao RADAR, as imagens originais, com resolução radiométrica de 16 bits, foram convertidas para 8 bits, gerando imagens polarimétricas (HH, HV, VV e VH) na mesma resolução da AVNIR. As imagens originais também foram convertidas para o coeficiente de retroespalhamento (Henderson e Lewis, 1998). Estes dados foram usados para gerar os atributos Razão Paralela (Rp), Razão Cruzada (Rc) e Potência Total (Pt) e os índices de vegetação Índice de Biomassa (BMI), Índice de Estrutura do Dossel (CSI) e Índice de Espalhamento Volumétrico (VSI). A conversão entre amplitude (DN) e seção transversal de radar normalizada (dB), foi efetuada empregando a equação de Shimada et al (2006), apresentada na seqüência.

$$\sigma^{\circ} = 10 * \log_{10} \left[\text{DN}^2 \right] + \text{CF}$$

Onde CF (fator de conversão) = -83,0

4.4 Programas empregados

Foram empregados os programas: a) ERDAS versão 10.0 para conversão dos dados em formato CEOS para o formato IMAGE e para o refinamento da correção geométrica; b) ENVI versão 4.2 para o tratamento dos dados de radar; c) ARCGIS versão 9.3 para a localização das parcelas amostrais e extração dos valores de DN e d) Statistica versão 7.0 e o R versão 2.11.1 para os estudos estatísticos e análise de regressão.

4.5 Inventário florestal

O inventário florestal referente à área de estudo foi realizado pela empresa CENIBRA – Celulose Nipo Brasileira S/A, no período de fevereiro a setembro de 2009, dentro do cronograma de inventário contínuo. Neste inventário, foram realizadas medidas dos parâmetros dendrométricos da altura e do DAP, para modelagem da área basal e do volume, incluindo também a obtenção de medidas de biomassa por método destrutivo, derivada de árvores pré-selecionadas de representatividade do sítio. Outros dados fornecidos pela empresa foram a idade e o número de árvore por hectare (TABELA 1 do APÊNDICE A)..

4.6 Seleção das áreas amostrais e extração do valor numérico

Para o desenvolvimento deste trabalho foram utilizadas 206 parcelas amostrais, de um total de 1924 parcelas, selecionadas seguindo os critérios: a) situada em uma área imageada pelos 3 sensores AVNIR-2, PRISM e PALSAR; b) parcela sem cobertura de nuvem e sombras, tanto na imagem AVNIR como na PRISM. c) Em relação a imagem do sensor PALSAR as parcelas deveria estar fora das áreas de sombras de radar. d) Parcelas com idade superior a cinco anos. Deve-se salientar que as parcelas inventariadas próximas as datas de imageamento tiveram prioridade no momento da seleção.

A empresa CENIBRA S/A forneceu as localizações geográficas das parcelas, por meio de uma rede de pontos correspondentes à coordenada central destas. Como as parcelas inventariadas são quadradas, de tamanhos diferentes e de orientação geográfica indefinida foi gerado uma máscara quadrada de área igual ao das parcelas. As imagens PRISM, PALSAR e AVNIR, além dos produtos gerados por essas imagens, possuem resoluções espaciais diferentes. A sobreposição da máscara nas imagens mostra que cada parcela abrangeria diferentes número de pixels e valores numéricos, sendo alguns deles inteiramente e outros parcialmente inseridos dentro da máscara, dependendo da imagem usada e da área da parcela. A extração dos valores numéricos correspondente a cada parcela foi realizada através da interseção da máscara com as imagens. Em seguida foi utilizada uma média ponderada entre os valores numéricos e as áreas dos pixels selecionados. A Figura 19 ilustra o modo de extração do valor numérico da imagem pela máscara sobreposta à imagem do sensor AVNIR-2.

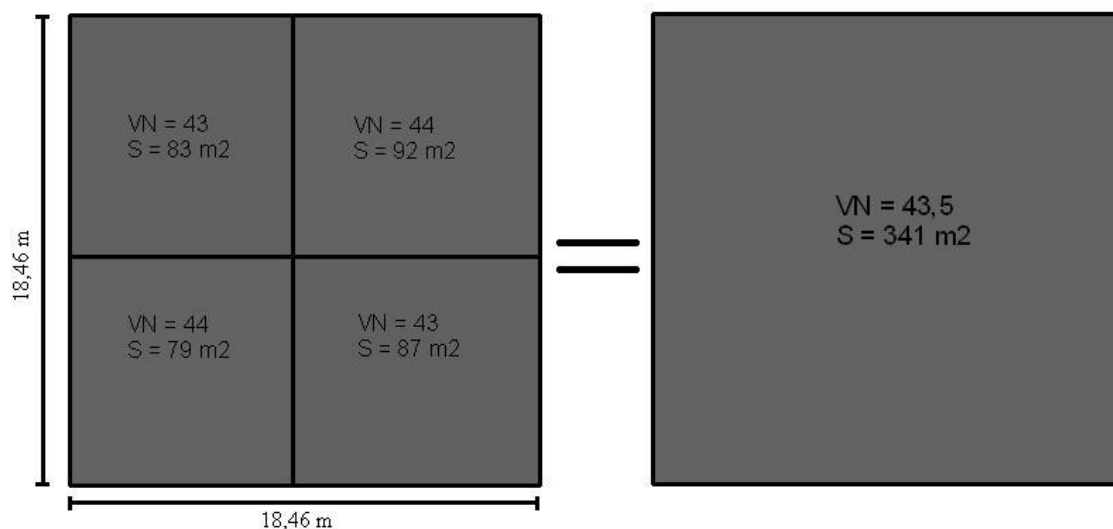


Figura 19 - Máscara para extração do valor numérico da amostra.

4.7 Banco de dados

Com a finalidade de facilitar a integração e análise dos dados e possibilitar a realização de consultas espaciais e a estimação das variáveis biofísicas, foi gerado um banco de dados utilizando o ambiente de um Sistema de Informações Geográficas (SIG). Este banco é formado pelas variáveis biofísicas oriundas do inventário florestal, os quais são utilizados nas análises de regressão como variáveis dependentes (Tabela 10). Os dados correspondentes às variáveis independentes extraídos das imagens PALSAR, AVNIR-2 e PRISM, encontram-se, respectivamente nas Tabelas 11, 12 e 13.

Tabela 10 - Variáveis dendrométricas.

Variável	Descrição
Idade	Anos
Altura media	Metros
DAP	Centímetros
AB (Área Basal)	Metros quadrados por hectare
Fustes_ha	Número de fustes por hectare
Volume	metros cúbicos
Biomassa	toneladas por hectare

Tabela 11 - Variáveis PALSAR utilizadas nos modelos de regressão.

Variável	Descrição	Fórmulas
L _{HH}	Valor numérico na polarização HH	
L _{HV}	Valor numérico na polarização HV	
L _{VV}	Valor numérico na polarização VV	
L _{VH}	Valor numérico na polarização polarização VH	
R _p	Razão paralela	$Rp = \frac{\sigma^{\circ}VV}{\sigma^{\circ}HH}$
R _c	Razão cruzada	$Rp = \frac{\sigma^{\circ}HV}{\sigma^{\circ}HH}$
P _t	Potência total	$Pt = \sigma^{\circ}HH + \sigma^{\circ}VV + \sigma^{\circ}HV + \sigma^{\circ}VH$
BMI	Índice de Biomassa	$BMI = \frac{\sigma^{\circ}VV + \sigma^{\circ}HH}{2}$
CSI	Índice de Estrutura do Dossel	$CSI = \frac{\sigma^{\circ}VV}{\sigma^{\circ}VV + \sigma^{\circ}HH}$
VSI	Índice de Espalhamento Volumétrico	$VSI = \frac{CS}{\left(\frac{\sigma^{\circ}HV + \sigma^{\circ}VH}{2}\right) + BMI}$

Tabela 12 - Variáveis PRISM utilizadas nos modelos de regressão.

Variável	Descrição
PUW	Valor numérico no modo nadir

Tabela 13 - Variáveis AVNIR-2 utilizadas nos modelos de regressão.

Variável	Descrição	Fórmulas
AV1	Valor numérico na Banda1 (Azul)	
AV2	Valor numérico na Banda2 (Verde)	
AV3	Valor numérico na Banda3 (Vermelho)	
AV4	Valor numérico na Banda4 (Infravermelho Próximo)	
NDVI	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada	$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)}$
SAVI	Índice de Vegetação Ajustado para o Solo	$SAVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R + L)} \times (1 + 0,5)$
R	Índice de vegetação da Razão Simples	$RVI = \frac{NIR}{R}$

4.8 Seleção de variáveis para os modelos de regressão

Para se avaliar o potencial dos dados gerados a partir de imagens dos sensores acoplados no satélite ALOS (PRISM, AVNIR e PALSAR), que estimam melhor os parâmetros dendrométricos, empregou-se o método estatístico de análise de regressão. Assim, foi realizado o ajuste de modelos de primeira ordem para a predição, com base na seguinte formulação:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{p-1} X_{ip-1} + \varepsilon_i$$

onde Y_i é o valor da variável dependente na i -ésima observação; $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_{p-1}$ são os parâmetros dos modelos; $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ip-1}$ são os valores das $p-1$ variáveis explicativas na i -ésima observação; e ε_i é um termo de erro aleatório com média $E\{\varepsilon_i\} = 0$ e variância $\sigma^2\{\varepsilon_i\} = \sigma^2$.

Para a determinação do conjunto das variáveis que contribuiriam para a regressão, foi utilizado o critério F do método Stepwise, segundo a metodologia empregada por Neter et al. (1996)

O procedimento forward stepwise consiste em iniciar a análise computacional somente com uma constante, sem nenhuma das variáveis de interesse, e a cada passo, após acrescentar uma nova variável, testa-se a possibilidade de retirar-se do modelo aquela variável cuja contribuição parcial não foi considerada significativa. Variáveis inseridas no modelo, em um determinado passo, não necessariamente permanecem até o final do processo.

Para a avaliação da existência de outliers no conjunto de dados, empregou-se o método de distância de “Cook”, que considera a influência de uma determinada observação em todos os outros valores ajustados. Esta influência é medida pelo percentil de uma distribuição F, cujo limite aceitável, segundo Neter et al. (1996) é de 10 a 20% para que um caso seja considerado um outlier.

Para a avaliação da medida da multicolinearidade empregou-se o critério VIF (Valor Inflacionário da Variância). Este critério calcula o impacto sobre a variância de cada variável decorrente das correlações advindas da presença dos outros regressores. Quanto maior for o grau de multicolinearidade, maior serão os erros-padrão dos coeficientes de regressão e menor será a precisão em sua estimativa. Neter et al., (1996) assinala que para que haja indicação de

multicolinearidade o valor que denota o maior VIF deve ser superior a 10.

O p-valor representa o menor nível de significância ao qual H_0 (hipótese nula) pode ser rejeitada (nível descritivo do teste). Portanto, os resultados dos p-valores podem ser usados com um alfa (nível de significância) fixo rejeitando H_0 quando o p-valor for menor ou igual a alfa. Considerando um nível de significância aceitável de até 5%, não se pode rejeitar a hipótese nula, se as variáveis selecionadas no modelo apresentarem p-valor acima do nível de significância aceitável.

5. RESULTADOS

5.1 Modelos de Regressão

5.1.1 Seleção de variáveis para o Sensor AVNIR-2.

5.1.1.1 Modelo de regressão para a altura média

A análise da correlação da variável Altura Média com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (42%), apesar de ser uma correlação mediana, foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. A Tabela 14 apresenta a matriz de correlação entre as variáveis.

Tabela 14 – Matriz de correlação entre as variáveis dendrométricas e as variáveis do sensor AVNIR-2.

	Altura Média	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Altura Média	1	0,06	0,13	0,42	0,32	0,07	0,10	0,10
AV1	0,06	1	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,13	0,82	1	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,42	0,65	0,70	1	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,32	0,22	0,56	0,54	1	0,78	0,78	0,78
R	0,07	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1	0,99	0,99
NDVI	0,10	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1	0,99
SAVI	0,10	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a Altura Média indicaram que as variáveis AV1 e AV3 seriam as melhores candidatas apresentarem valores de p-valor muito baixo (0,0005%). A Tabela 15 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 15 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	41,43811	0,0000%	312,7204	25,75%	25,02%
AV1	0,38263	0,0000%			
AV3	-0,39143	0,0005%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de dois amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (48), apresentou um valor de percentil de 20,52%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Tabela 16).

Tabela 16 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 48
Distância de Cook	0,0678
Percentil de F(parâmetros, casos)	20,52%
Outlier	SIM
R ² _a	25,02%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R²_a de cerca de ~1% (26,93%). As variáveis AV1 e AV3 do novo modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor bem inferiores aos de 5% recomendados. A Tabela 17 apresenta o resultado do novo modelo (modelo 1).

Para a análise da interação entre variáveis obtidas do modelo final, foi realizada uma nova regressão empregando estas variáveis do modelo e o produto entre elas, de forma a verificar por meio de um teste F a influência que a nova variável teria na nova regressão, avaliando assim a existência de interação entre as variáveis (Neter et al., 1996). A Tabela 17 apresenta o resultado da regressão utilizando este novo conjunto de variáveis (modelo 2).

Tabela 17 – Resultados dos modelos de regressão.

		B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Modelo 1	Intercepto	40,74721	0,000%	284,7501	26,93%	26,21%
	AV1	-0,38111	0,000%			
	AV3	0,38316	0,000%			
Modelo 2	Intercepto	36,54639	0,0000	283,8087	27,17%	26,08%
	AV1	-0,27717	6,7510			
	AV3	0,39833	0,0000			
	AV1*AV3	-0,00109	41,6326			

Apesar do pequeno aumento do R²_a, a nova variável AV1*AV3 apresentou um p-valor elevado (41,63%), além de elevar o valor da variável AV1, indicando que ela não seria adequado para a regressão. Sendo assim, o modelo 1 foi o escolhido como modelo final para compor a equação de regressão.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV1 e AV3, obtiveram um valor (VIF = 1,705) inferior ao limite 10 indicado por Neter et al.(1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 20.

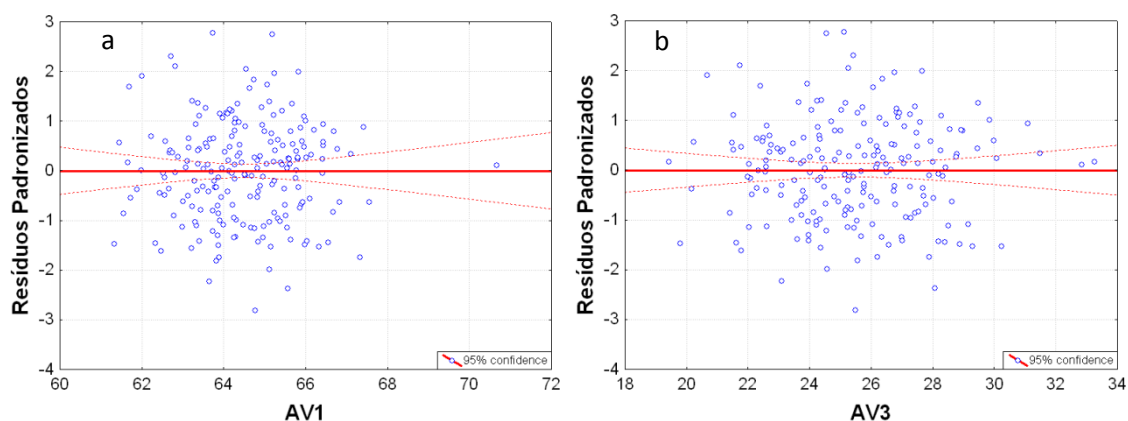


Figura 20 – Resíduos padronizados para: a) AV1 e b) AV3.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 21 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

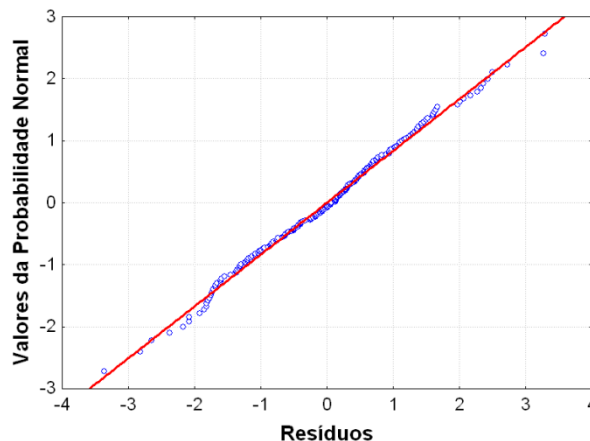


Figura 21– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9965) foi superior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 204 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a Altura Média são os descritos na Tabela 17 (modelo 1), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Altura Média (m)} = 40,747 - 0,3811 * AV1 + 0,3831 * AV3$$

5.1.1.2 Modelo de regressão para a área basal

A análise da correlação da variável Área Basal com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (50%) foi obtida com a banda 4 (AV4), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. Verifica-se também, na Tabela 18, que a banda 3 (AV3) apresenta 46% de correlação com a área basal.

Tabela 18 – Matriz de correlação entre as variáveis dendrométricas e as variáveis do sensor.

	Área Basal	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Área Basal	1	0,20	0,23	0,46	0,50	0,23	0,24	0,24
AV1	0,20	1	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,23	0,82	1	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,46	0,65	0,70	1	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,50	0,22	0,56	0,54	1	0,78	0,78	0,78
R	0,23	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1	0,99	0,99
NDVI	0,24	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1	0,99
SAVI	0,24	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1,00

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a Área Basal indicou que as variáveis AV4, R, AV2 e AV1 seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis do modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor muito baixo (0, 5152%). A Tabela 19 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 19 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	9,7328	25,7458%	533,3210	39,02%	37,81%
AV4	0,2572	0,0000%			
R	-3,3909	0,0014%			
AV2	-0,7372	0,0002%			
AV1	0,5226	0,5152%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 30,11% (Tabela 20), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 20 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,0678
Percentil de F(parâmetros, casos)	30,11%
Outlier	SIM
R^2_a	37,81%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R^2_a de cerca de ~7% (44,90%). As variáveis AV4, R, AV2 e AV1 do novo modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor inferiores ao valor de 5%. A Tabela 21 apresenta o resultado do novo modelo.

Tabela 21– Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Intercepto	16,52957	0,028607	392,9250	45,99%	44,90%
AV4	0,38603	0,017176			
R	-0,67797	0,000001			
AV2	0,26847	0,000000			
AV1	-3,86484	0,000000			

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV4, R, AV2 e AV1 obtiveram um valor inferior ao limite 10 indicado por Neter et al.(1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis. A Tabela 22 apresenta os valores VIF de cada variável.

Tabela 22 – Resultado do teste VIF.

	VIF
AV4	4,97
R	5,78
AV2	5,83
AV1	4,86

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 22.

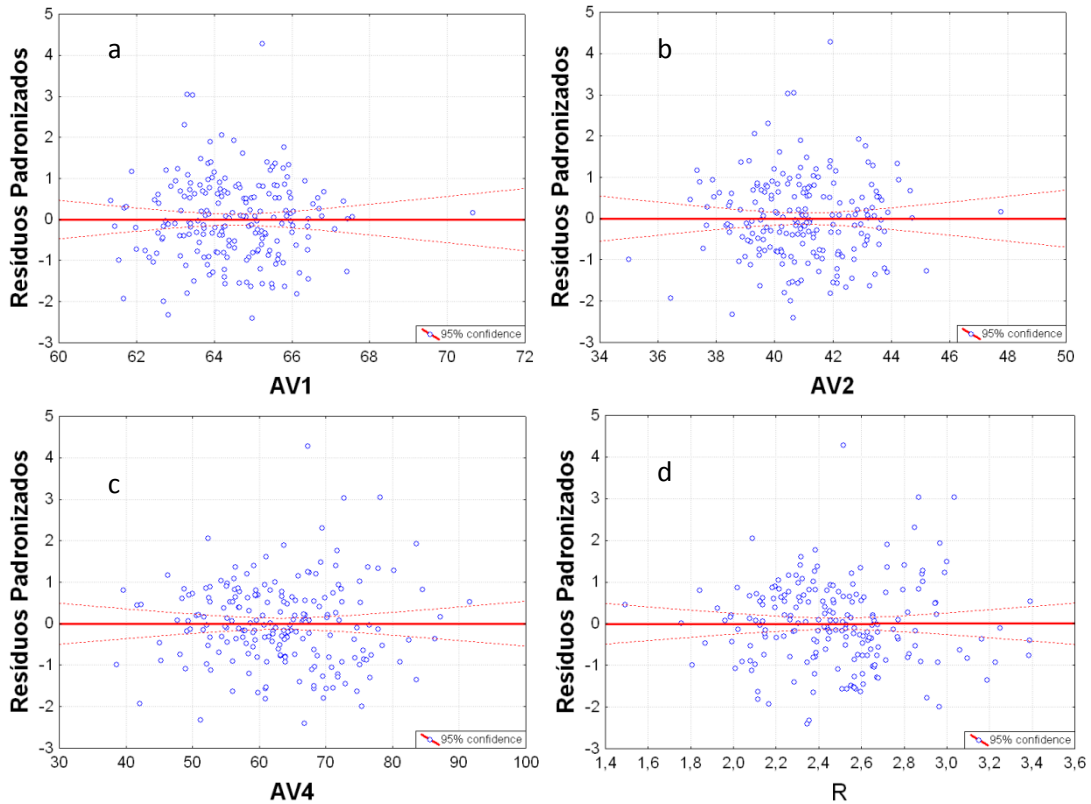


Figura 22 – Resíduos padronizados para: a) AV1, b) AV2, c) AV4 e d) R.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 23 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

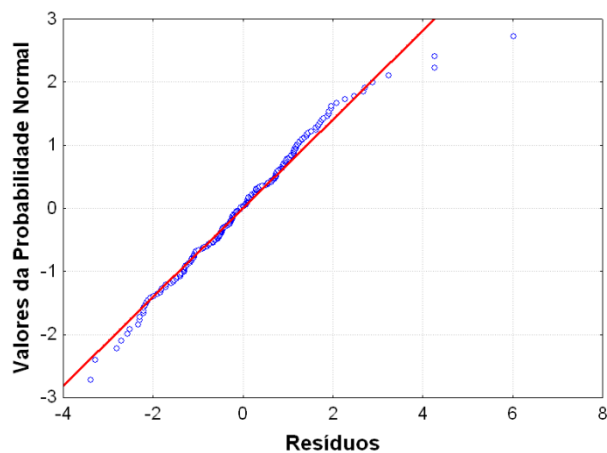


Figura 23– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter *et al* (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9936) foi superior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a Área Basal são os descritos na Tabela 21, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Área Basal (m}^2\text{/Ha)} = 16,5295 - 3,86484 \cdot \text{AV1} + 0,26847 \cdot \text{AV2} - 0,38603 \cdot \text{AV4} - 0,67797 \cdot \text{R}$$

5.1.1.3 Modelo de regressão para o DAP

A análise da correlação da variável DAP da vegetação com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (46%) foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 23).

Tabela 23 – Matriz de correlação entre as variáveis dendrométricas e as variáveis do sensor.

	DAP	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
DAP	1,00	0,19	0,27	0,46	0,42	0,16	0,17	0,18
AV1	0,19	1,00	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,27	0,82	1,00	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,46	0,65	0,70	1,00	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,42	0,22	0,56	0,54	1,00	0,78	0,78	0,78
R	0,16	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1,00	0,99	0,99
NDVI	0,17	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1,00	0,99
SAVI	0,18	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1,00

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o DAP indicou que as variáveis AV1, AV2 e NDVI, seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis do modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor muito baixo (<2,5933%). A Tabela 24 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 24– Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	12,38228	0,0000%	152,4	27,42%	26,35%
AV3	0,25160	0,0000%			
NDV1	4,95051	0,0000%			
AV2	-0,10984	2,59331%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (71), apresentou um valor de percentil de 22,26%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996) (Tabela 25).

Tabela 25 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 71
Distância de Cook	0,080139
Percentil de F(parâmetros, casos)	22,26%
Outlier	SIM
R ² _a	26,35%

Após a retirada dos outliers observa-se um pequeno aumento do R²_a (~0,3%). As variáveis do novo modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor (>0,2337%) inferior ao limite de 5% de nível de significância. A Tabela 26 apresenta o resultado do modelo 1 com as três variáveis e com as duas parcelas suprimidas.

Tabela 26 – Resultado do modelo de regressão.

		β	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Modelo 1	Intercepto	13,60095	0,0000%	144,3	27,66%	26,58%
	AV2	-0,15049	0,2637%			
	AV3	0,26500	0,0000%			
	NDV1	5,15357	0,0016%			
Modelo 2	Intercepto	9,833866	0,0000%	151,0	24,31%	23,56%
	AV2	0,188056	0,0000%			
	AV3	4,123133	0,0365%			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável AV2 (modelo 2), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado, realizando-se um teste F do modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g_{fR} - g_{fF}; g_{fF})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g_{fR} - g_{fF}; g_{fF})$$

Onde:

$$1 - \alpha = 0,975; n=204 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 204)} = 5,098 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g_{fR} - g_{fF})} \div \frac{SSE(F)}{g_{fF}}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 9,3326 \text{ [SSE(F) = 144,3 ; SSE(R) = 151,0; n=204; } g_{fR} = 202; g_{fF} = 201$$

Como $F^* > F$, conclui-se a hipótese de β_3 é diferente de zero, indicando que a variável AV2 não pode ser removida do modelo de regressão por ser relevante. Desta forma, o modelo final foi o Modelo 1 (Tabela 28) com três variáveis (AV2, AV3 e NDVI). Estas variáveis apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV2, AV3 e NDVI obtiveram um valor inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis (Tabela 27).

Tabela 27 – Resultado do teste VIF.

	VIF
AV2	2,101
AV3	2,091
NDVI	1,105

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 24.

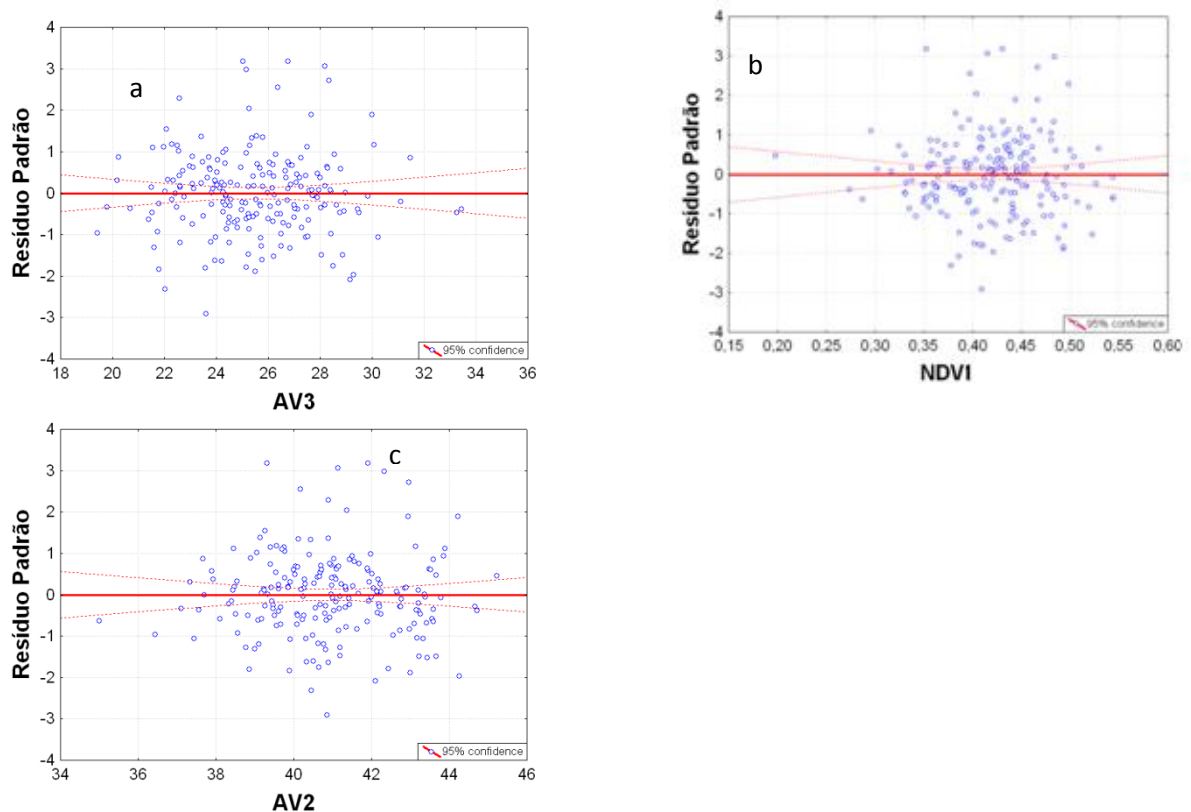


Figura 24 – Resíduos padronizados para: a) AV1, b) AV2 e c) NDVI.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 25 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

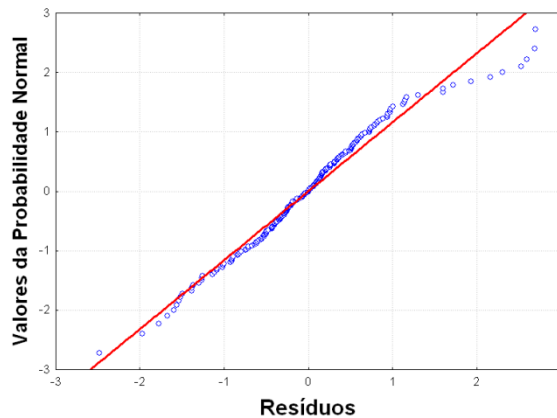


Figura 25– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9854) foi inferior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 204 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para o DAP são os descritos na Tabela 26 (modelo 1), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{DAP(cm)} = 13,600 - 0,150 * \text{AV2} + 0,265 * \text{AV3} + 5,153 * \text{NDVI}$$

5.1.1.4 Modelo de regressão para o número de fustes

A análise da correlação da variável Número de Fustes com os dados obtidos pelo sensor AVNIR apresentaram valores muito baixos e a maior correlação (9%) foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. A Tabela 28 apresenta os valores da correlação entre as variáveis.

Tabela 28 – Matriz de correlação entre as variáveis dendrométricas e as variáveis do sensor.

	Nºfustes	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Nºfustes	1,00	-0,02	-0,08	-0,09	-0,03	0,03	0,02	0,02
AV1	-0,02	1,00	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	-0,08	0,82	1,00	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	-0,09	0,65	0,70	1,00	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	-0,03	0,22	0,56	0,54	1,00	0,78	0,78	0,78
R	0,03	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1,00	0,99	0,99
NDVI	0,02	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1,00	0,99
SAVI	0,02	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1,00

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o Número de Fustes não indicaram variáveis para a equação de regressão.

5.1.1.5 Modelo de regressão para a idade

A análise da correlação da variável Idade com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (14%), apesar de ser uma correlação muito pequena, foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. A Tabela 29 apresenta as correlações entre as variáveis.

Tabela 29 – Matriz de correlação entre as variáveis dendrométricas e as variáveis do sensor.

	Idade	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Idade	1	0,10	0,10	0,14	0,08	-0,00	-0,01	-0,01
AV1	0,10	1	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,10	0,82	1	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,14	0,65	0,70	1	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,08	0,22	0,56	0,54	1	0,78	0,78	0,78
R	-0,00	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1	0,99	0,99
NDVI	-0,01	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1	0,99
SAVI	-0,01	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a idade indicou a variável AV3, como candidata ao modelo de regressão (Tabela 30).

Tabela 30 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	33,0496	0,0021%	22846,78	1,93%	1,449%
AV1	0,5938	4,6443%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de quatro amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 23,68%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Tabela 31).

Tabela 31 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,091021
Percentil de F(parâmetros, casos)	23,68%
Outlier	SIM
R ² _a	1,44%

A nova regressão em que as parcelas foram suprimidas, apresentou uma diminuição do R²_a de cerca de ~2% (0,00%), bem como, verificou-se um incremento do p-valor da variável AV1 (56,24%) ultrapassando o limite de 5% de nível de significância, indicando que esta variável não é indicada ao modelo. A Tabela 32 apresenta o resultado do modelo.

Tabela 32 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	49,6049	0,00%	19232,43	0,16%	0,00%
AV1	3,6855	56,24%			

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a idade, descritos na Tabela 30, não são adequados para uma equação de regressão. Sendo assim os dados do sensor AVNIR não são adequados para estimar a idade da vegetação.

5.1.1.6 Modelo de regressão para o volume

A análise da correlação da variável volume com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (59%) foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. A Tabela 33, também apresenta a banda 4 (AV4) como candidata ao modelo por apresentar uma correlação de 55%.

Tabela 33 – Matriz de correlação entre as variáveis.

	Volume	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Volume	1	0,20	0,25	0,59	0,55	0,21	0,23	0,23
AV1	0,20	1	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,25	0,82	1	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,59	0,65	0,70	1	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,55	0,22	0,56	0,54	1	0,78	0,78	0,78
R	0,21	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1	0,99	0,99
NDVI	0,23	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1	1,00
SAVI	0,23	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1,00	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o volume indicou que as variáveis AV1, AV2, AV3 e NDVI, seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis do modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor muito baixo (<1,6534%); A Tabela 34 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 34 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	-44,3181	66,9162%	89053,5	54,23%	53,32%
AV3	11,7369	0,0000%			
NDV1	270,2013	0,0000%			
AV2	-11,6464	0,0000%			
AV1	5,6481	1,6534			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de quatro amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 36,88% (Tabela 35), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 35 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,231230
Percentil de F(parâmetros, casos)	36,88%
Outlier	SIM
R ² _a	53,32%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R²_a de cerca de ~6% (59,81%). Verificou-se um incremento do p-valor da variável AV1 (7,92%) ultrapassando o limite de 5% de nível de significância, indicando que esta variável poderia ser removida do modelo. A Tabela 36 apresenta o resultado do modelo 1 com as quatro variáveis e com as quatro parcelas suprimidas.

Tabela 36– Resultado do modelo de regressão.

		B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Modelo 1	Intercepto	49,6049	59,3%	68382,4	60,61%	59,81%
	AV1	3,6855	7,92%			
	AV2	-11,0970	0,00%			
	AV3	12,6017	0,00%			
	NDV1	241,0274	0,00%			
Modelo 2	Intercepto	203,0721	0,00%	69462,7	59,98%	59,38%
	AV2	-8,7563	0,00%			
	AV3	12,6876	0,00%			
	NDV1	207,9611	0,00%			

Verificou-se a possibilidade da eliminação da variável AV1 (modelo 1), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado, realizando-se um teste F no modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

Onde:

$$1-\alpha = 0,975; n=202 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 202)} = 5,099 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g_{f_R} - g_{f_F})} \div \frac{SSE(F)}{g_{f_F}}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 3,1415 \text{ [SSE(F) = 68382,4 ; SSE(R) = 69462,7; n=202; } g_{f_R}=203; g_{f_F}=202$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável AV1 pode ser removida do modelo de regressão por não ser relevante. Desta forma, o modelo final (Modelo 2) ficou reduzido a três variáveis (AV2, AV3 e NDVI), mas verificou-se uma

diminuição no valor de R_a^2 . Como estas variáveis apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%, não foram realizados testes para verificar a possibilidade de remoção de uma delas do modelo. No novo modelo não foi encontrado existência de outliers.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV2, AV3 e NDVI obtiveram um valor inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 26.

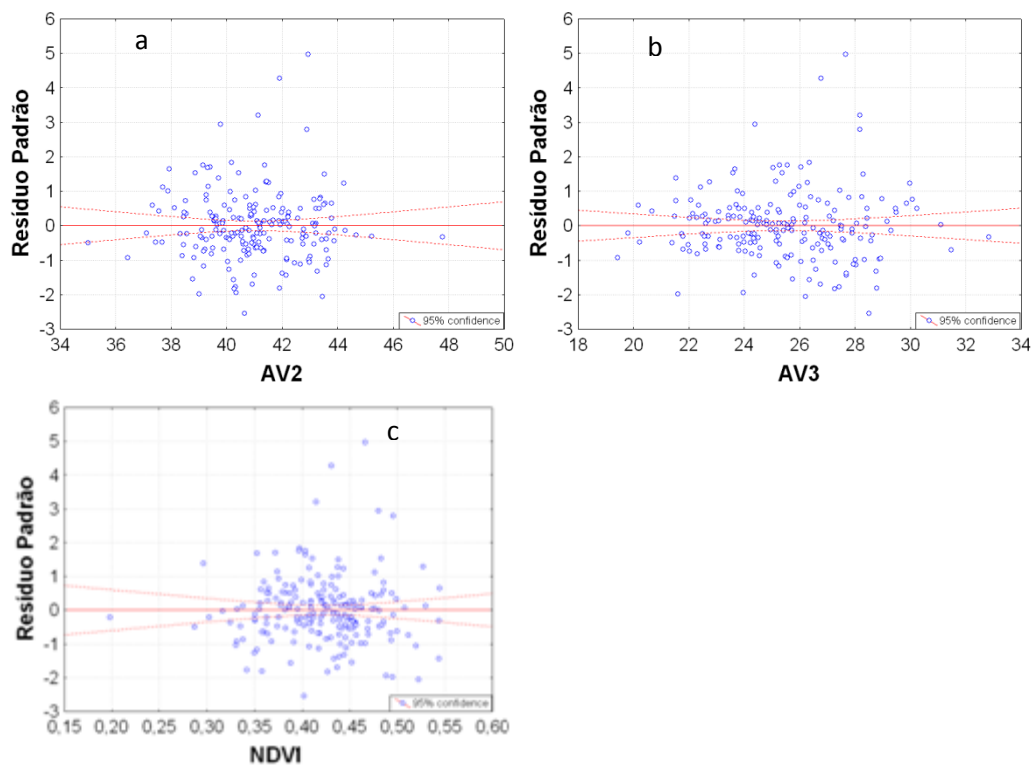


Figura 26 – Resíduos padronizados para: a) AV2, b) AV3 e c) NDVI.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 27 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

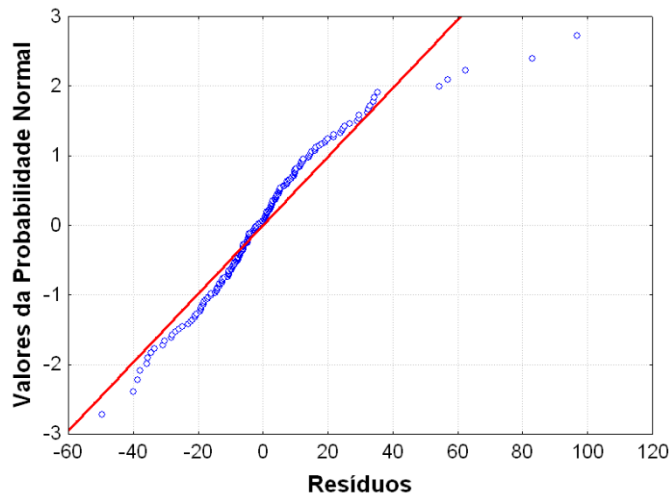


Figura 27– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9726) foi inferior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 202 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para o volume são os descritos na Tabela 36 (modelo 2), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Volume (m}^3\text{)} = 203,072 - 8,7563 * \text{AV2} + 12,687 * \text{AV3} + 207 * \text{NDVI}$$

5.1.1.7 Modelo de regressão para a biomassa

A análise da correlação da variável biomassa com os dados obtidos pelo sensor AVNIR mostrou que a maior correlação (60%) foi obtida com a banda 3 (AV3), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 37).

Tabela 37 – Resultado do modelo de regressão.

	Biomassa	AV1	AV2	AV3	AV4	R	NDVI	SAVI
Biomassa	1	0,24	0,26	0,60	0,52	0,15	0,18	0,18
AV1	0,24	1	0,82	0,65	0,22	-0,23	-0,23	-0,23
AV2	0,26	0,82	1	0,70	0,56	0,15	0,14	0,14
AV3	0,60	0,65	0,70	1	0,54	-0,10	-0,10	-0,10
AV4	0,52	0,22	0,56	0,54	1	0,78	0,78	0,78
R	0,15	-0,23	0,15	-0,10	0,78	1	0,99	0,99
NDVI	0,18	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	1	0,99
SAVI	0,18	-0,23	0,14	-0,10	0,78	0,99	0,99	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o biomassa indicou que as variáveis AV1, AV2, AV3 e NDVI, seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis do modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor muito baixo (>0,2088%). A Tabela 38 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 38 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	-73,8313	19,9254%	27285,49	53,52%	52,60%
AV3	6,4087	0,0000%			
NDV1	140,2496	0,0000%			
AV2	-6,8297	0,0000%			
AV1	4,0328	0,2088%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de cinco amostras como candidatas (70, 48, 199, 144 e 131). A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 40,50% (Tabela 43), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996) (Tabela 39).

Tabela 39 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,28358
Percentil de F(parâmetros, casos)	40,50%
Outlier	SIM
R_a^2	52,60%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R_a^2 de cerca de ~6% (59,81%). A Tabela 40 apresenta o resultado do modelo com as parcelas suprimidas.

Tabela 40 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2	R_a^2
Intercepto	-27,9802	57,50%	19640,98	60,69%	59,88%
AV1	3,2234	0,46%			
AV2	-6,7534	0,00%			
AV3	6,8604	0,00%			
NDVI	119,7722	0,00%			

Não foi verificado a possibilidade de eliminação de variáveis, uma vez que todas apresentaram p-valor abaixo do limite de 5%.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV1, AV2, AV3 e NDVI obtiveram um valor inferior ao limite 10 (Neter et al. 1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 28.

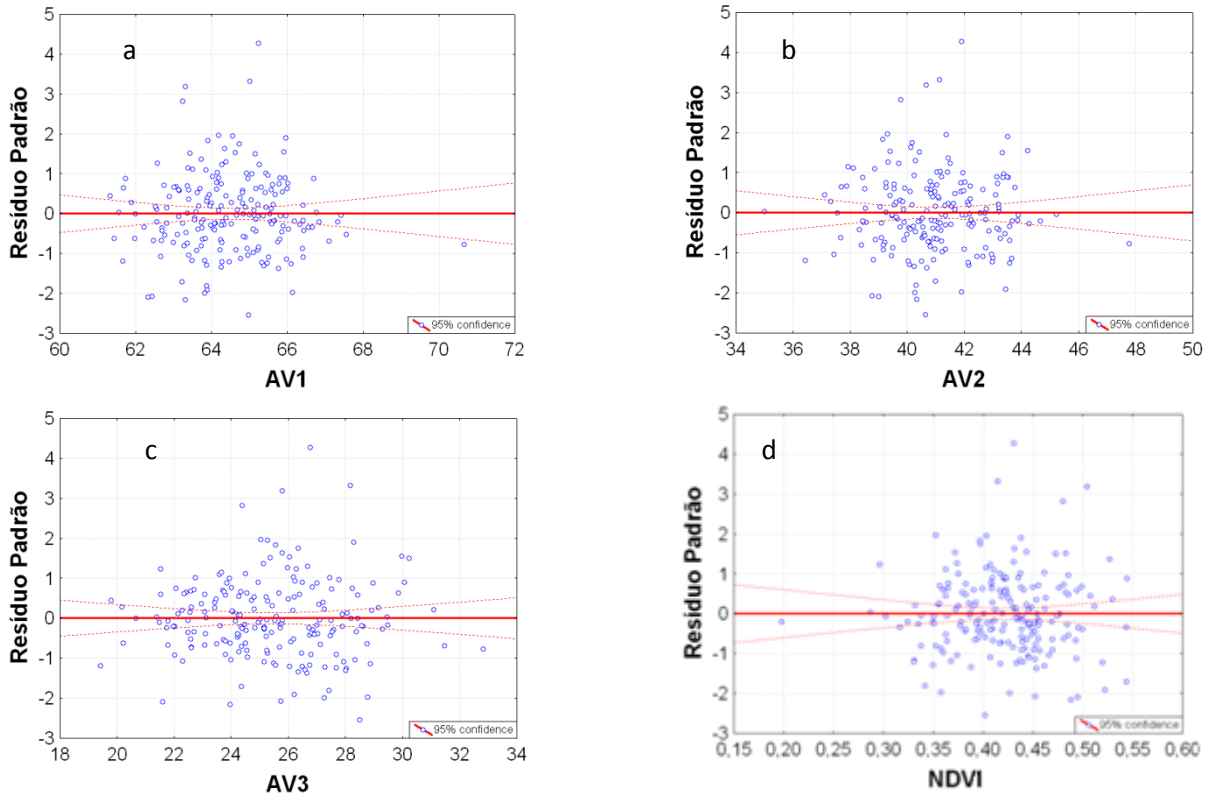


Figura 28 – Resíduos padronizados para: a) AV1, b) AV2, c) AV3 e NDVI.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 29 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

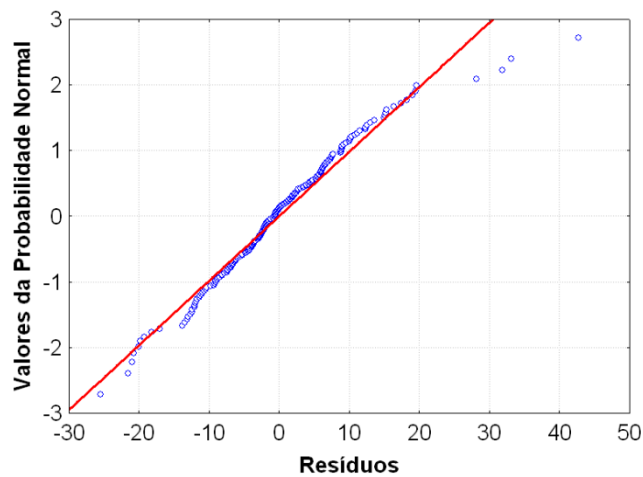


Figura 29 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9827) foi inferior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 201 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a biomassa são os descritos na Tabela 40, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Biomassa (Kg/Ha)} = -27,9802 + 3,2234*AV1 - 6,7534*AV2 + 6,8604*AV3 + 119,7722*NDVI$$

5.1.2 Seleção de variáveis para o Sensor PRISM

5.1.2.1 Modelo de regressão para a altura média

A análise da correlação da variável Altura Média com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 0,0%. As primeiras análises do método estatístico indicou que o modelo apresenta p-valor muito elevado e o R^2 baixo. A Tabela 41 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 41 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	25,92634	0,0000%	421,21	0,00%
	0,00061	96,0584%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (144), apresentou um valor de percentil de 34,20%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996)(Tabela 42).

Tabela 42 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 144
Distância de Cook	0,196587
Percentil de F(parâmetros, casos)	34,20%
Outlier	SIM
R^2_a	0,0%

Após a retirada dos outliers observa-se um aumento do R^2 (~0,28%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (44,66%) muito acima do limite aceitável. A Tabela 43 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 43– Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	26,32660	0,0000%	381,46	0,28%
PUW	-0,00944	44,6655%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão uma vez que seu R^2 foi muito baixo realizando-se um teste F (Tabela 44) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; gf_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; gf_F)$$

Tabela 44 – Análise de Variação da Regressão.

	Sums of Squares	Df	Mean Squares	F
Regress.	1,097	1	1,097	0,581
Residual	381,465	202	1,888	
Total	382,563			

F Tabelado = 3,88

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os modelo de regressão final para a Altura Média não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.2 Modelo de regressão para a área basal

A análise da correlação da variável Área basal com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 27%. As primeiras análises do método estatístico indicou que o modelo apresenta p-valor e o R^2 muito baixo. A Tabela 45 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 45– Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	18,06016	0,0000%	811,5031	7,22%
PUW	0,06822	0,0094%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (131), apresentou um valor de percentil de 50,22%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996)(Tabela 46).

Tabela 46 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,461262
Percentil de F(parâmetros, casos)	50,22%
Outlier	SIM
R^2_a	7,22%

Após a retirada dos outliers observa-se um aumento muito pequeno do R^2 (~0,05%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (22,63%) muito acima do limite aceitável. A Tabela 47 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 47 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	19,99936	0,0000%	697,9511	7,27%
PUW	0,02195	22,6320%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão uma vez que seu R^2 foi muito baixo realizando-se um teste F (Tabela 48) em que as hipóteses de decisão são:

$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0$ se $F^* \leq F(1-\alpha; gf; gf_F)$

$H_1: \beta_3 \neq 0$ se $F^* > F(1-\alpha; gf; gf_F)$

Tabela 48 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	5,114	1	5,114	1,472
Resíduo	697,951	201	3,472	
Total	703,065			

F Tabelado = 3,88

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que o modelo de regressão final para a Área basal não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.3 Modelo de regressão para o DAP

A análise da correlação da variável DAP com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 7%. As primeiras análises do método estatístico indicaram que o modelo apresenta p-valor muito alto e R^2 baixo. A Tabela 49 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 49 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²
Intercepto	16,003	0,000%	209,060	0,46%
PUW	0,008	32,925%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de quatro amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (144), apresentou um valor de percentil de 33,19%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996)(Tabela 50).

Tabela 50 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 144
Distância de Cook	0,184
Percentil de F(parâmetros, casos)	33,19%
Outlier	SIM
R ² _a	0,46%

Após a retirada dos outliers observa-se uma diminuição do R²_a (~0,4%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (71,12%) muito acima do limite aceitável. A Tabela 51 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 51 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²
Intercepto	16,21992	0,0000%	205,4591	0,067%
PUW	0,00336	71,1265%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão uma vez que seu R² foi muito baixo realizando-se um teste F (Tabela 52) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

Tabela 52 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	0,139	1	0,139	0,137
Resíduo	205,459	203	1,012	
Total	205,598			

F Tabelado = 3,88

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os modelo de regressão final para o DAP não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.4 Modelo de regressão para o número de fustes

A análise da correlação da variável nº de fustes com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 14%. As primeiras análises do método estatístico indicou que o modelo apresenta p-valor acima do nível permitido, além disso o R^2 foi baixo. A Tabela 53 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 53 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	920,7921	0,0000%	2734200	1,82%
PUW	1,9341	5,2961%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (131), apresentou um valor de percentil de 42,25% (Tabela 54), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 54 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,363
Percentil de F(parâmetros, casos)	42,25%
Outlier	SIM
R^2_a	1,82%

Após a retirada dos outliers observa-se uma diminuição do R^2_a (~0,74%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (13,95%) acima do limite aceitável. A Tabela 55 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 55 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	939,482	0,000%	2318213	1,08%
PUW	1,409	13,958%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão, uma vez que seu R^2 foi muito baixo, realizando-se um teste F (Tabela 56) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; gf_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; gf_F)$$

Tabela 56 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	25246	1	25246,00	2,199838
Resíduo	2318213	202	11476,30	
Total	2343459			

F Tabelado = 3,88

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os modelo de regressão final para o n° de fustes não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.5 Modelo de regressão para a idade

A análise da correlação da variável Idade com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 15%. As primeiras análises do método estatístico indicou que o modelo apresenta p-valor muito baixo, com o R^2 também baixo. A Tabela 57 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 57 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	5,315	0,000%	156,21	2,13%
PUW	0,015	3,621%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de seis amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 29,70%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996)(Tabela 58).

Tabela 58 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,145
Percentil de F(parâmetros, casos)	29,70%
Outlier	SIM
R_a^2	2,13%

Após a retirada dos outliers observa-se uma diminuição do R^2 (~1,88%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (47,49%) muito acima do limite aceitável; A Tabela 59 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 59 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	6,194	0,000%	131,69	0,25%
PUW	-0,005	47,490%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão uma vez que seu R^2 foi muito baixo realizando-se um teste F(Tabela 60) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

Tabela 60 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	0,340	1	0,340	0,512
Resíduo	131,693	198	0,665	
Total	132,034			

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os modelo de regressão final para a idade não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.6 Modelo de regressão para o volume

A análise da correlação da variável Volume com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 23%. As primeiras análises do método estatístico indicaram que o modelo apresenta p-valor muito baixo, e R^2 também baixo. A Tabela 61 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 61– Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	216,575	0,000%	183991,0	5,45%
PUW	0,884	0,072%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de três amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (144), apresentou um valor de percentil de 50,88%, acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996)(Tabela 62).

Tabela 62 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 144
Distância de Cook	0,475
Percentil de F(parâmetros, casos)	50,88%
Outlier	SIM
R^2_a	5,45%

Após a retirada dos outliers observa-se uma diminuição do R^2_a (~5%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (33,30%) muito acima do limite aceitável; A Tabela 63 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 63 – Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	242,3314	0,0000%	165464,5	0,46%
PUW	0,2702	33,3074%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão, uma vez que seu R^2 foi muito baixo, realizando-se um teste F (Tabela 64) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; g_{fF})$$

Tabela 64 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	775,0	1	774,999	0,941
Resíduo	165464,5	201	823,206	
Total	166239,5			

$$F \text{ Tabelado} = 3,88$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que o modelo de regressão final para o volume não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.2.7 Modelo de regressão para a biomassa

A análise da correlação da variável Biomassa com os dados obtidos pelo sensor PRISM foi de 25%. As primeiras análises do método estatístico indicou que o modelo apresentou p-valor muito baixo, e R^2 também baixo. A Tabela 65 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 65 – Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	105,945	0,000%	55074,48	6,19%
PUW	0,517	0,030%		

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de quatro amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (144), apresentou um valor de percentil de 47,47% (Tabela 66), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 66 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 144
Distância de Cook	0,404
Percentil de F(parâmetros, casos)	47,47%
Outlier	SIM
R_a^2	6,19%

Após a retirada dos outliers observa-se uma diminuição do R_a^2 (~6%). A variável PUW do novo modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor (53,61%) muito acima do limite aceitável. A Tabela 67 apresenta os resultados da nova regressão.

Tabela 67 – Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2
Intercepto	123,564	0,000%	48328,63	0,192%
PUW	0,096	53,610%		

Verificou-se a possibilidade da existência ou não da regressão uma vez que seu R^2 foi muito baixo realizando-se um teste F (Tabela 68) em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_0 = \beta_1 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf; gff_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf; gff_F)$$

Tabela 68 – Análise de Variância da Regressão.

	Soma dos Quadrados	Grau de Liberdade	Quadrados Médio	F
Regressão	92,82	1	92,823	0,384
Resíduo	48328,63	200	241,643	
Total	48421,45			

F Tabelado = 3,88

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_1 ser nula, indicando que a regressão não existe.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os modelo de regressão final para a Biomassa não pode ser obtido por dados do sensor PRISM.

5.1.3 Seleção de variáveis para o Sensor PALSAR

5.1.3.1 Modelo de regressão para a altura média

A análise da correlação da variável altura média com os dados obtidos pelo sensor PALSAR mostrou que a maior correlação (47%) foi obtida com o a variável Índice de Biomassa (BMI), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. Verifica-se que as variáveis CSI e RP apresentam uma alta correlação

entre si (99%), indicando que a presença de uma delas seria suficiente para o modelo (Tabela 69).

Tabela 69 – Matriz de correlação para a altura média.

	Altura média	L _{HH}	L _{HV}	L _{VV}	L _{VH}	R _p	R _c	P _t	BMI	CSI	VSI
Altura média	1,00	-0,42	-0,37	-0,41	-0,29	0,26	0,28	-0,43	-0,47	0,26	-0,05
L _{HH}	-0,42	1,00	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L _{HV}	-0,37	0,53	1,00	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L _{VV}	-0,41	0,55	0,82	1,00	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L _{VH}	-0,29	0,49	0,47	0,44	1,00	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R _p	0,26	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1,00	0,93	-0,54	-0,69	0,99	0,09
R _c	0,28	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1,00	-0,50	-0,71	0,93	0,21
P _t	-0,43	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1,00	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,47	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1,00	-0,68	-0,00
CSI	0,26	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	0,99	0,93	-0,53	-0,68	1,00	0,11
VSI	-0,05	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	-0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o volume indicou que a variável BMI é a melhor candidata a regressão. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor igual a zero. A Tabela 70 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 70 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	36,3010	0,000%	329,516	21,77%	21,38%
BMI	-19,5867	0,000%			

Para a identificação de existência de outliers foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de 61 amostras como candidatas, por apresentar um valor de percentil acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996). O

maior valor foi apresentado pela parcela 175 cujo valor do percentil foi de 30,04%. Após a supressão das parcelas, o novo modelo apresentou a parcela 144 como o de maior valor de distância de Cook, que não foi considerado outlier uma vez que o seu percentil foi de 11,47%; a Tabela 71 apresenta um resumo dos resultados.

Tabela 71 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 175
Distância de Cook	0,149396
Percentil de F(parâmetros, casos)	30,04%
Outlier	SIM
R_a^2	23,27%

A nova regressão para a altura média após a supressão das 61 parcelas é apresentada na Tabela 72. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor igual a zero.e um incremento no R_a^2 de cerca de ~ 23% (46,78%)

Tabela 72 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2	R_a^2
Intercepto	36,4827	0,000%	79,2676	47,15%	46,78%
BMI	-20,1137	0,000%			

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 30.

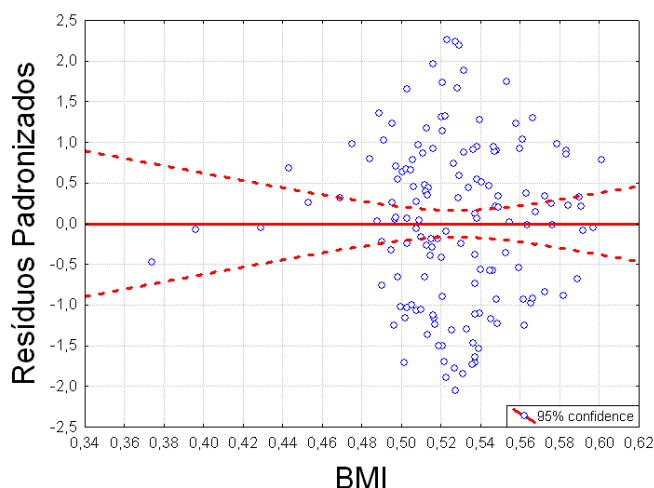


Figura 30 – Resíduos padronizados para BMI

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 31 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

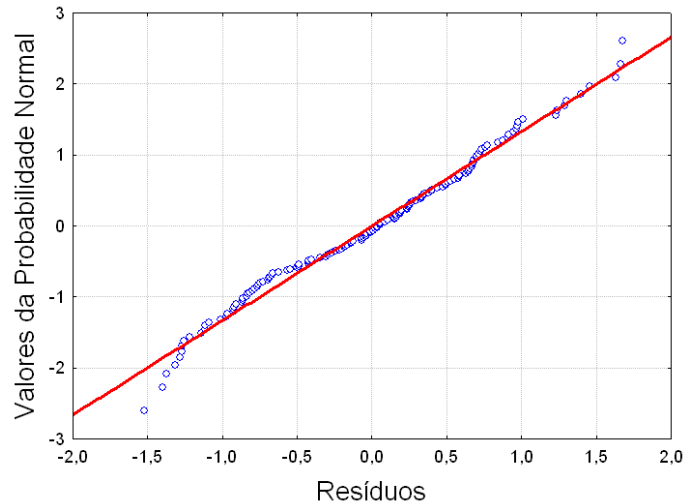


Figura 31– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter *et al.* (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9938) foi superior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 150 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a altura comercial são os descritos na Tabela 72, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Altura média (m)} = 46,0246 - 32,2856 * \text{BMI}$$

5.1.3.2 Modelo de regressão para a área basal

A análise da correlação da variável área basal com os dados obtidos por radar mostrou que a maior correlação (60%) foi obtida com o a variável potencia total (Pt), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 73).

Tabela 73 – Matriz de correlação para Área Basal.

	Área Basal	L _{HH}	L _{HV}	L _{VV}	L _{VH}	R _p	R _c	Pt	BMI	CSI	VSI
Área Basal	1	-0,48	-0,47	-0,47	-0,51	0,31	0,29	-0,60	-0,53	0,30	-0,29
L _{HH}	-0,48	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L _{HV}	-0,47	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L _{VV}	-0,47	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L _{VH}	-0,51	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R _p	0,31	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R _c	0,29	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
Pt	-0,60	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,53	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	-0,00
CSI	0,30	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	0,99	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,29	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	-0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o volume indicou que a variável Pt é a melhor candidata a regressão. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor igual a zero. A Tabela 74 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 74 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	38,23504	0,000%	555,4869	36,49%	36,18%
Pt	-8,19011	0,000%			

Para a identificação de existência de outliers foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de uma parcela como candidata, por apresentar um

valor de percentil acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996). O maior valor foi apresentado pela parcela 131 cujo valor do percentil foi de 22,51%. Após a supressão da parcela, o novo modelo apresentou a parcela 144 com a maior distância de Cook, que não foi considerado outlier uma vez que o seu percentil foi de 19,85%. A Tabela 75 apresenta um resumo dos resultados. A nova regressão, em que a parcela foi suprimida, apresentou um incremento de R^2_a de cerca de ~2% (38,38%) e valores de p-valor igual a zero (Tabela 76).

Tabela 75 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,082032
Percentil de F(parâmetros, casos)	22,51%
Outlier	SIM
R^2_a	36,18%

A nova regressão para a área basal após a supressão das parcela foi apresentada na Tabela 76. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor igual a zero.

Tabela 76 – Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Intercepto	37,87579	0,000%	486,5722	38,68%	38,38%
Pt	-8,03804	0,000%			

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 32.

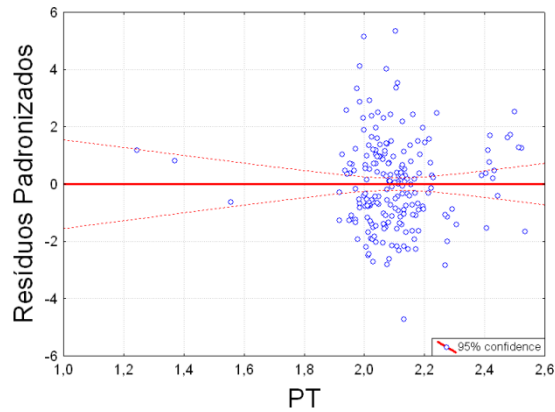


Figura 32 – Resíduos padronizados para Pt

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 33 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

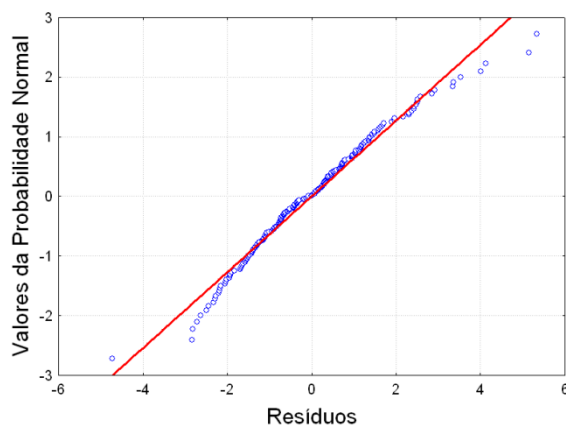


Figura 33– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9894) foi inferior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 206 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a área basal são os descritos na Tabela 76, cuja equação pode ser representada por

$$\text{Área Basal (m}^2\text{/Ha)} = 37,8757 - 8,03804 \cdot \text{Pt}$$

5.1.3.3 Modelo de regressão para o DAP

A análise da correlação da variável DAP com os dados obtidos por RADAR mostrou que a maior correlação (45%) foi obtida com a variável potencia total (Pt), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabelan77).

Tabela 77 - Matriz de correlação para o DAP

	DAP	L _{HH}	L _{HV}	L _{VV}	L _{VH}	R _p	R _c	Pt	BMI	CSI	VSI
DAP	1	-0,36	-0,35	-0,40	-0,37	0,21	0,23	-0,45	-0,41	0,20	-0,19
L _{HH}	-0,36	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L _{HV}	-0,35	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L _{VV}	-0,40	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L _{VH}	-0,37	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R _p	0,21	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R _c	0,23	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
Pt	-0,45	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,41	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	-0,00
CSI	0,20	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	1,00	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,19	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	-0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o DAP indicou que as variáveis Pt e L_{VV}, seriam as melhores candidatas a regressão. A variável L_{VV} do modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor elevado (9,73%). A Tabela 78 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 78 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	24,27831	0,0000%	164,83	21,52%	20,74%
Pt	-2,27405	0,0210%			
L _{VV}	-0,02475	9,7378%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (30), apresentou um valor de percentil de 22,26% (Tabela 79), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 79 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 30
Distância de Cook	0,098404
Percentil de F(parâmetros, casos)	22,26%
Outlier	SIM
R^2_a	20,74%

Após a retirada dos outliers observa-se um pequeno aumento do R^2_a (~1%). As variáveis do novo modelo de regressão utilizado apresentaram valores de p-valor inferior ao limite de 5% de nível de significância. A Tabela 80 apresenta o resultado do modelo 1 com as duas variáveis e com as duas parcelas suprimidas.

Tabela 80 – Resultado do modelo de regressão.

		B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Modelo 1	Intercepto	24,19020	0,000000	150,13	22,70%	21,93%
	L_{VV}	-0,02421	0,098931			
	Pt	-2,26485	0,000141			
Modelo 2	Intercepto	22,61483	0,0000%	152,18	21,64%	21,26%
	Pt	-2,97455	0,0000%			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável L_{VV} (modelo 2), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado, realizando-se um teste F do modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

Onde:

$1 - \alpha = 0,975; n=204 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 204)} = 5,098$ (programa Statística 7,0)

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(gf_R - gf_F)} \div \frac{SSE(F)}{gf_F}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$F^* = 2,744621$ [SSE(F) = 150,13; SSE(R) = 152,18; n=204; $gf_R = 203$; $gf_F = 202$]

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 é igual a zero, indicando que a variável L_{VV} pode ser removida do modelo de regressão por não ser relevante. Desta forma, o modelo final foi o Modelo 2 com uma variável (Pt). Estas variáveis apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%. A Tabela 80 (modelo 1) apresenta o resultado da regressão.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 34.

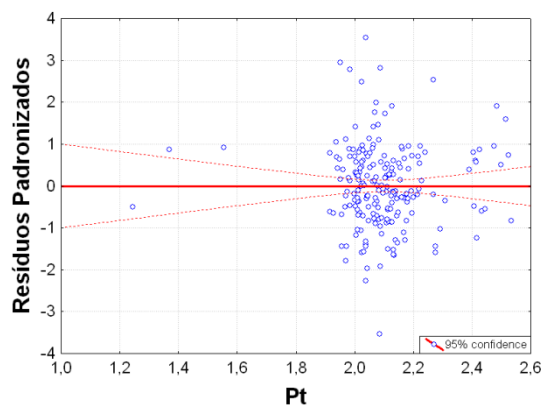


Figura 34 – Resíduos padronizados para Pt.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 35 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

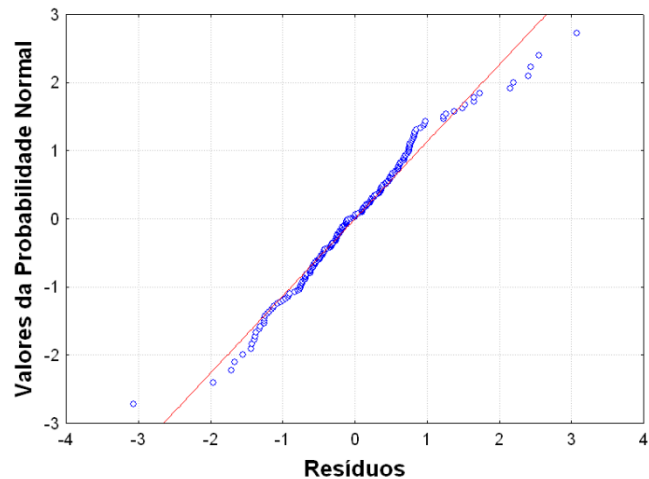


Figura 35– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9992) foi superior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 204 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para o DAP são os descritos na Tabela 80 (modelo 2), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{DAP (cm)} = 22,614 - 2,974 * \text{Pt}$$

5.1.3.4 Modelo de regressão para o número de fustes

A análise da correlação da variável número de fustes com os dados obtidos pelo sensor RADAR mostrou uma correlação muito pequena entre elas sendo a maior correlação (6%) obtida com o a variável Índice da estrutura da copa (CSI), e desta forma a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 81).

Tabela 81 – Matriz de correlação para número de fustes.

	Área Basal	L _{HH}	L _{HV}	L _{VV}	L _{VH}	R _p	R _c	P _t	BMI	CSI	VSI
Área Basal	1	-0,03	-0,03	0,03	-0,03	0,05	0,01	-0,03	-0,01	0,06	-0,02
L _{HH}	-0,03	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L _{HV}	-0,03	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L _{VV}	0,03	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L _{VH}	-0,03	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R _p	0,05	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R _c	0,01	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
P _t	-0,03	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,01	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	-0,00
CSI	0,06	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	0,99	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,02	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	-0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico realizada no programa Statística para determinar as variáveis que comporiam a regressão não indicaram nenhuma variável. A partir dos resultados obtidos, conclui-se que não há coeficientes para o modelo de regressão final para a o número de fustes.

5.1.3.5 Modelo de regressão para a idade

A análise da correlação da idade com os dados obtidos pelo sensor PALSAR mostrou que a maior correlação (24%) foi obtida com a variável potência total (Pt), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 82).

Tabela 82 – Matriz de correlação para a idade.

	Idade	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	R_p	R_c	P_t	BMI	CSI	VSI
Idade	1	-0,16	-0,19	-0,22	-0,21	0,06	0,07	-0,24	-0,20	0,06	-0,11
L_{HH}	-0,16	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L_{HV}	-0,19	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L_{VV}	-0,22	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L_{VH}	-0,21	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R_p	0,06	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R_c	0,07	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
P_t	-0,24	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,20	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	-0,00
CSI	0,06	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	0,99	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,11	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	-0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a idade indicou que a variável Pt é a melhor candidata a regressão. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor igual a zero. A Tabela 83 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 83 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	8,93973	0,000%	150,34	5,81%	5,34%
Pt	-1,39617	0,048%			

Para a identificação de existência de outliers foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de 4 amostras como candidatas, por apresentar um valor de percentil acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996). O maior valor foi apresentado pela parcela 146 cujo valor do percentil foi de 22,31%. Após a supressão das parcelas, o novo modelo apresentou a parcela 159 como o de maior valor de

distância de Cook, que não foi considerado outlier uma vez que o seu percentil foi de 19,14%. A Tabela 84 apresenta um resumo dos resultados. A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R^2_a de cerca de ~3% (8,48%) e p-valor próximo de zero (Tabela 85).

Tabela 84 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 146
Distância de Cook	0,080567
Percentil de F(parâmetros, casos)	22,31%
Outlier	SIM
R^2_a	5,88%

A nova regressão para a idade após a supressão das parcelas foi apresentada na Tabela 85. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor próximos de zero.

Tabela 85 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Intercepto	10,3829	0,000%	143,36	8,94%	8,48%
Pt	-2,0865	0,001%			

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 36.

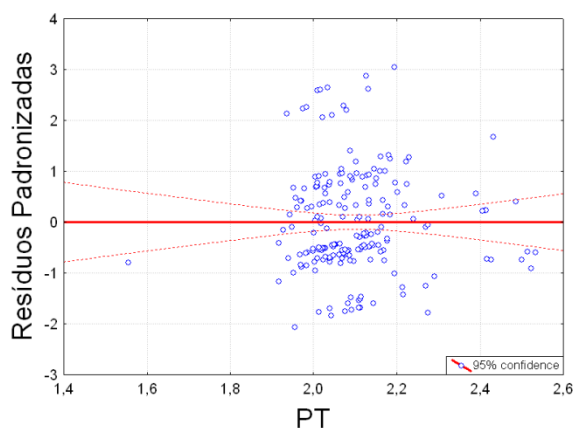


Figura 36 – Resíduos padronizados para Pt

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 37 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

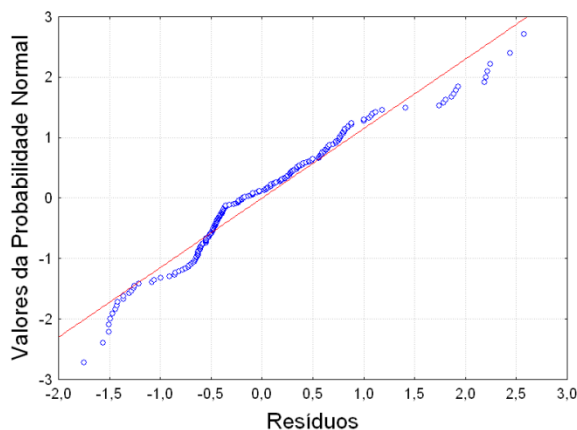


Figura 37 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9790) foi inferior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 202 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que o coeficiente do modelo de regressão final para a idade e o descrito na Tabela 85, cuja equação pode ser representada por :

$$\text{Idade (anos)} = 10,3829 - 2,0865 * Pt$$

5.1.3.6 Modelo de regressão para o volume

A análise da correlação da variável volume com os dados obtidos pelos sensor PALSAR mostrou que a maior correlação (69%) foi obtida com o a variável potência total (Pt), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. Verifica-se também na Tabela 86 que a variável BMI apresenta uma correlação de 65% em relação ao volume da vegetação, indicando que esta variável poderia também ingressar no modelo de regressão.

Tabela 86 – Matriz de correlação para o volume.

	Volume	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	R_p	R_c	Pt	BMI	CSI	VSI
Volume	1	-0,59	-0,56	-0,58	-0,54	0,37	0,36	-0,69	-0,65	0,36	-0,24
L_{HH}	-0,59	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L_{HV}	-0,56	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L_{VV}	-0,58	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L_{VH}	-0,54	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R_p	0,37	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R_c	0,36	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
Pt	-0,69	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,65	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	0,00
CSI	0,36	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	1,00	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,24	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o volume indicou que as variáveis Pt e L_{VH}, seriam as melhores candidatas a regressão. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor inferior a 0,926%; A Tabela 87 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 87 – Resultado do modelo de regressão.

	β	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	595,198	0,000%	99038,4	49,10%	48,60%
Pt	-187,586	0,000%			
L _{VH}	0,386	0,926%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido não indicou a presença de nenhuma amostra candidata. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (199),

apresentou um valor de percentil de 3,08% (Tabela 88), abaixo do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 88 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 199
Distância de Cook	0,0313
Percentil de F(parâmetros, casos)	3,08%
Outlier	NÃO
R_a^2	48,60%

Para verificação de interação entre variáveis candidatas do modelo final, foi inserida uma nova variável no modelo, resultante do produto entre Pt e L_{VH} , e realizou-se um teste F, de forma a avaliar a existência de interação entre as variáveis (Neter et AL, 1996). A Tabela 89, apresenta o resultado da regressão utilizando este novo conjunto de variáveis.

Tabela 89 – Teste de interação entre variáveis.

	B	t*	p-valor	SSE	R^2	R_a^2
Intercepto	587,75	12,17	0,00%	99020,8	49,11%	48,36%
Pt	0,455	1,15	24,87%			
L_{VH}	-184,38	-6,83	0,00%			
Pt * L_{VH}	-0,030	-0,15	84,49%			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável “Pt * L_{VH} ”, realizando-se um teste F, em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

Onde:

$$1 - \alpha = 0,975; n=206 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 203)} = 5,099 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g_{f_R} - g_{f_F})} \div \frac{SSE(F)}{g_{f_F}}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 0,0361 \text{ [SSE(F) = 99020,8; SSE(R) = 99038,4; n=206; } g_{f_R}=204; g_{f_F}=203$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável interação “Pt * L_{VH} ”, pode ser removida do modelo de regressão por não ser significativa ao modelo, indicando inexistência de interação entre elas.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis L_{VH} e Pt obtiveram um valor ($VIF = 4,3083$) inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 38.

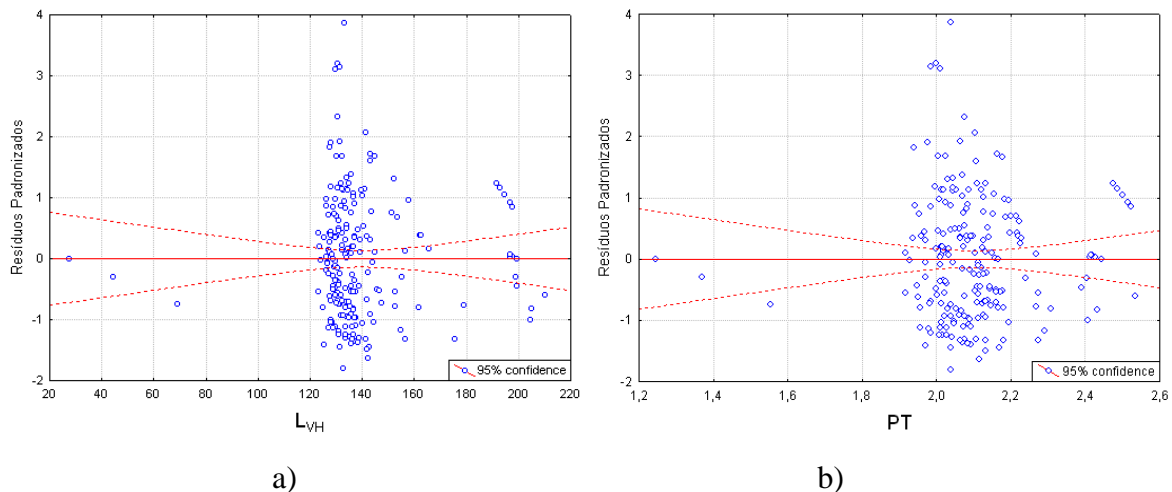


Figura 38 – Resíduos padronizados para: a) L_{VH} e b) Pt.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 39 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

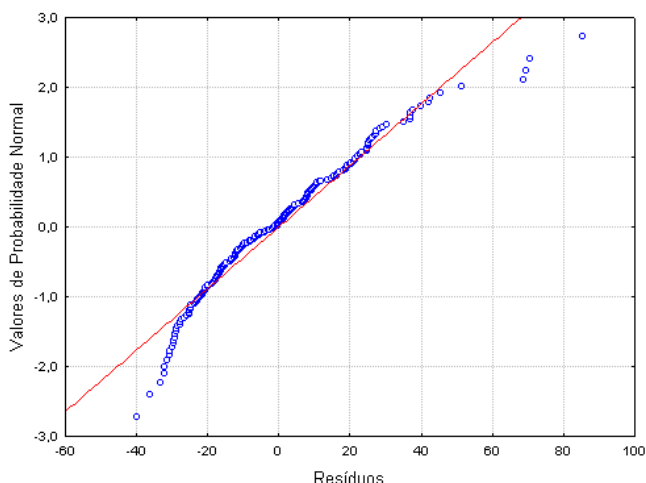


Figura 39 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9766) foi inferior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 206 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a altura comercial são os descritos na Tabela 87, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Volume (m}^3/\text{Ha)} = 595,196 + 0,386 * L_{\text{VH}} - 187,586 \text{ Pt}$$

5.1.3.7 Modelo de regressão para a biomassa

A análise da correlação da variável biomassa com os dados obtidos pelo sensor PALSAR mostrou que a maior correlação (68%) foi obtida com o a variável potência total (Pt), sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão. Verifica-se também na Tabela 90 que a variável BMI apresenta uma correlação de 64% em relação ao volume da vegetação, indicando que esta variável poderia também ingressar no modelo de regressão.

Tabela 90 – Matriz de correlação para Biomassa.

	Biomassa	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	R_p	R_c	P_t	BMI	CSI	VSI
Biomassa	1	-0,57	-0,56	-0,58	-0,54	0,35	0,34	-0,68	-0,64	0,34	-0,24
L_{HH}	-0,57	1	0,53	0,55	0,49	-0,87	-0,85	0,79	0,96	-0,87	-0,06
L_{HV}	-0,56	0,53	1	0,82	0,47	-0,17	-0,02	0,74	0,69	-0,15	0,29
L_{VV}	-0,58	0,55	0,82	1	0,44	-0,08	-0,17	0,73	0,78	-0,07	0,12
L_{VH}	-0,54	0,49	0,47	0,44	1	-0,36	-0,31	0,88	0,53	-0,35	0,81
R_p	0,35	-0,87	-0,17	-0,08	-0,36	1	0,93	-0,54	-0,69	1,00	0,09
R_c	0,34	-0,85	-0,02	-0,17	-0,31	0,93	1	-0,50	-0,71	0,93	0,21
P_t	-0,68	0,79	0,74	0,73	0,88	-0,54	-0,50	1	0,86	-0,53	0,50
BMI	-0,64	0,96	0,69	0,78	0,53	-0,69	-0,71	0,86	1	-0,68	0,00
CSI	0,34	-0,87	-0,15	-0,07	-0,35	0,99	0,93	-0,53	-0,68	1	0,11
VSI	-0,24	-0,06	0,29	0,12	0,81	0,09	0,21	0,50	0,00	0,11	1

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a biomassa indicou que as variáveis Pt e L_{VV}, seriam as melhores candidatas a regressão. O modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor inferior a 1,359%. A Tabela 91 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 91 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	319,8117	0,000	30598,02	47,88%	47,37%
Pt	-60,7025	0,000			
L _{VV}	-0,5040	1,359%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido não indicou a presença de nenhuma amostra como candidata. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (199), apresentou um valor de percentil de 4,2%, abaixo do limite de influência no modelo de 20% (Tabela 92)(Neter et al., 1996).

Tabela 92 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 199
Distância de Cook	0,0434
Percentil de F(parâmetros, casos)	4,20%
Outlier	NÃO
R^2_a	47,37%

Para verificação de interação entre variáveis candidatas do modelo final, foi inserida uma nova variável no modelo, resultante do produto entre Pt e L_{VV} , e realizou-se um teste F, de forma a avaliar a existência de interação entre as variáveis (Neter et al, 1996). A Tabela 93, apresenta o resultado da regressão utilizando este novo conjunto de variáveis.

Tabela 93– Teste de interação entre variáveis.

	β	t*	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Intercepto	335,78	2,98	0,32	30594,89	47,88%	47,11%
Pt	-0,635	-0,67	49,80			
L_{VV}	-68,29	-1,27	20,29			
Pt * L_{VH}	0,062	0,14	88,59			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável “Pt * L_{VV} ”, realizando-se um teste F, em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; gf_R - gf_F; gf_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; gf_R - gf_F; gf_F)$$

Onde:

$$1 - \alpha = 0,975; n=206 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 203)} = 5,099 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(gf_R - gf_F)} \div \frac{SSE(F)}{gf_F}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 0,0207 \text{ [SSE(F) = 30594,89; SSE(R) = 30598,02; n=206; } g_{f_R}=204; g_{f_F}=203]$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável interação “Pt * L_{VV} ”, pode ser removida do modelo de regressão por não ser significativa ao modelo, indicando inexistência de interação entre elas.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis L_{VV} e Pt obtiveram um valor ($VIF = 2,1268$) inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 40.

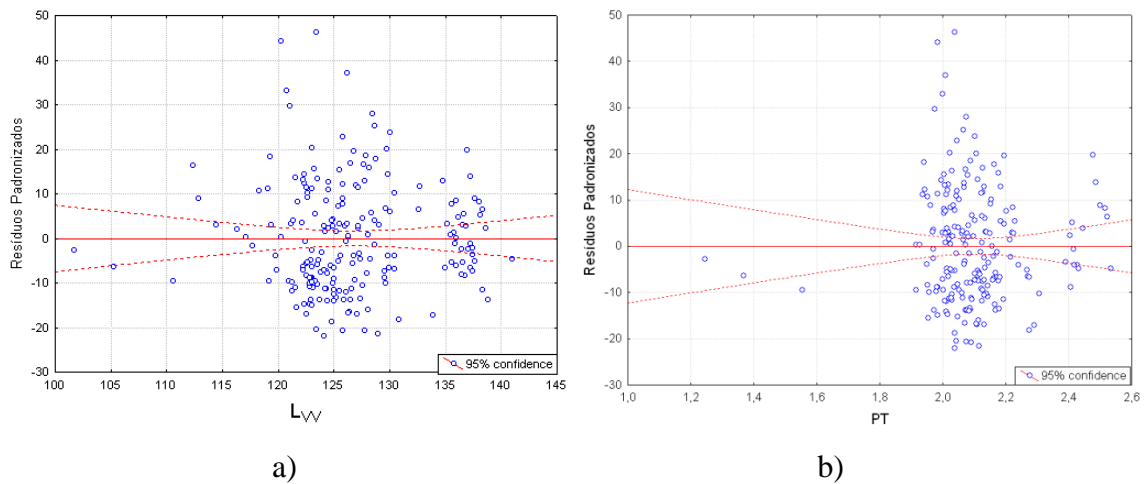


Figura 40 – Resíduos padronizados para: a) L_{VV} e b) Pt.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 41 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

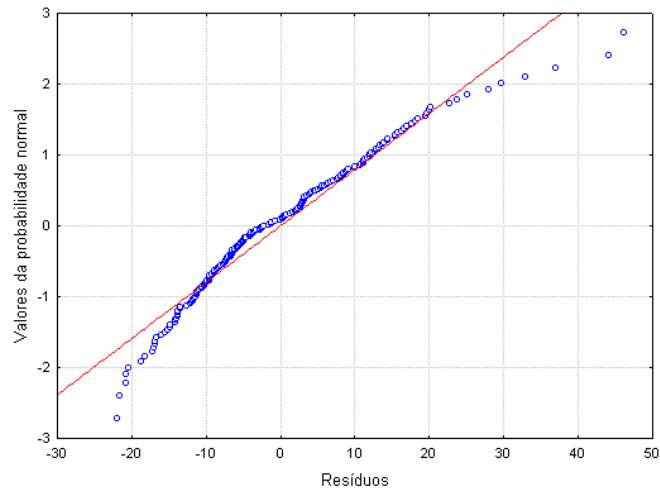


Figura 41 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9784) foi inferior ao valor crítico (0,9911) para o caso de 206 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a altura comercial são os descritos na Tabela 91, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{BIOMASSA (t/Ha)} = 319,811 - 60,7025 * L_{VV} + 1,28 * Pt$$

5.1.4 Seleção de variáveis integrando todos os Sensores.

5.1.4.1 Modelo de regressão para a altura média

A análise da correlação da variável altura média com os dados obtidos com todos os sensores do satélite ALOS mostrou que a maior correlação (47%) foi obtida com o índice BMI, do sensor PALSAR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 94).

Tabela 94 - Matriz de correlação para a altura média

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Altura média	-0,42	-0,37	-0,41	-0,29	0,06	0,13
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	P_t
	0,42	0,32	0,00	0,26	0,28	-0,43
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,47	0,26	-0,05	0,07	0,10	0,10

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a altura média indicou que as variáveis BMI, AV3e AV1 seriam as melhores candidatas a regressão. Todas as variáveis selecionadas apresentaram valores de p-valor dentro do limite permitido. A Tabela 95 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 95 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	47,3609	0,0000	285,2442	32,28%	31,27%
BMI	-12,5508	0,0017			
AV3	0,2771	0,0000			
AV1	-0,3387	0,0043			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido não indicou a presença de amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (175), apresentou um valor de percentil de 17,66% (Tabela 96), dentro do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 96 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 175
Distância de Cook	0,049966
Percentil de F(parâmetros, casos)	17,66%
Outlier	Não
R ² _a	31,27%

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV2, AV3 e BMI obtiveram valores menores que 2,26, inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 42.

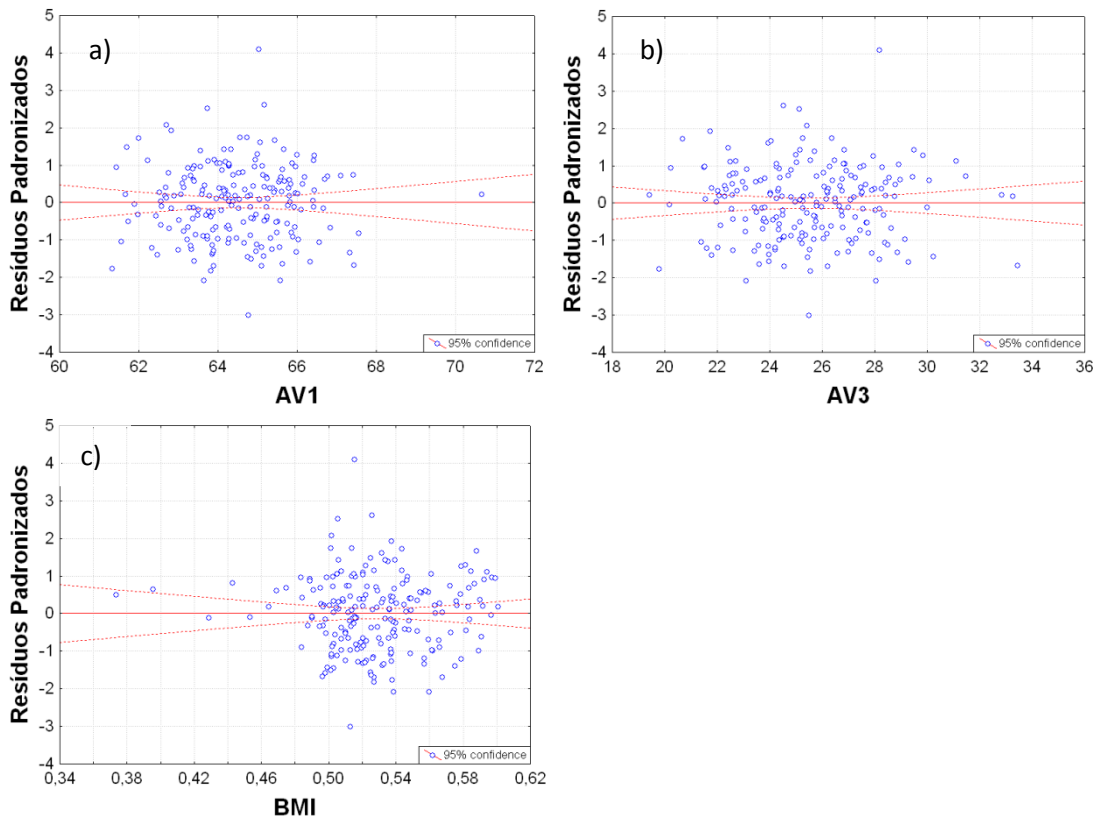


Figura 42 – Resíduos padronizados para: a) AV1, b) AV3 e) BMI.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 43 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

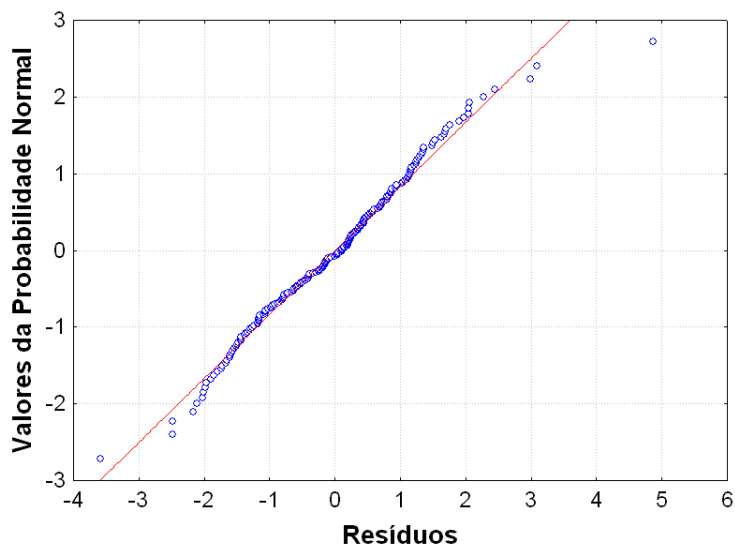


Figura 43 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9970) foi superior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 206 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a altura média são os descritos na Tabela 95, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Altura média (m)} = 47,3609 - 12,5508 \cdot AV1 + 0,2771 \cdot AV3 - 0,3387 \cdot BMI$$

5.1.4.2 Modelo de regressão para a área basal

A análise da correlação da variável área basal com os dados obtidos com todos os sensores do satélite ALOS mostrou que a maior correlação (60%) foi obtida com o índice Pt, do sensor PALSAR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 97).

Tabela 97 - Matriz de correlação para a área basal

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Área basal	-0,48	-0,47	-0,47	-0,51	0,20	0,23
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	Pt
	0,46	0,50	0,27	0,31	0,29	-0,60
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,53	0,30	-0,29	0,23	0,24	0,24

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a área basal indicou que as variáveis AV1, AV2, AV4, Pt, PUW e R, seriam as melhores candidatas a regressão. Todas as variáveis selecionadas apresentaram valores de p-valor dentro do limite permitido. A Tabela 98 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 98 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	25,03896	0,1761	409,3597	53,19%	51,78%
Pt	-5,12891	0,0000			
AV4	0,16640	0,0000			
PUW	0,05453	0,0019			
AV2	-0,55172	0,0064			
R	-1,92481	0,7418			
AV1	0,32955	4,6728			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de três amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (131), apresentou um valor de percentil de 44,02% (Tabela 99), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 99 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,3413193
Percentil de F(parâmetros, casos)	44,02%
Outlier	Sim
R_a^2	51,78%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R_a^2 de cerca de ~2% (53,30%). A Tabela 100 apresenta o resultado do modelo 1 com as seis variáveis após a supressão das três amostras.

Tabela 100 - Resultado do modelo de regressão.

		B	p-valor	SSE	R^2	R_a^2
Modelo 1	Intercepto	25,98211	0,0469	338,7902	54,68%	53,30%
	AV1	0,28545	6,0728			
	AV2	-0,54997	0,0020			
	AV4	0,19626	0,0000			
	PUW	0,03653	0,2256			
	Pt	-4,05558	0,0001			
	R	-2,54970	0,0284			
Modelo 2	Intercepto	38,31146	0,00,0000	344,9407	53,86	52,69
	AV2	-0,36446	0,0007			
	AV4	0,19477	0,0000			
	PUW	0,03752	0,1815			
	Pt	-4,26608	0,0000			
	R	-2,96568	0,0011			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável AV1 (modelo 2), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado (6,0728), realizando-se um teste F do modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

Onde:

1- $\alpha = 0,975$; $n=203$ casos $\rightarrow F_{(0,975;1; 203)} = 5,099$ (programa Statística 7,0)

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(gf_R - gf_F)} \div \frac{SSE(F)}{gf_F}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$F^* = 3,576398$ [SSE(F) = 338,7902 ; SSE(R) = 344,9407; $n=203$; $gf_R=198$; $gf_F=197$]

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável AV1 pode ser removida do modelo de regressão por não ser relevante. Desta forma, o modelo final (Modelo 2) ficou reduzido a cinco variáveis (AV2, AV4, Pt, PUW e R), mas verificou-se uma diminuição no valor de R^2 (Tabela 100). Como as variáveis apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%, não foram realizados testes para verificar a possibilidade de eliminação de algumas delas do modelo.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statística com as variáveis selecionadas obtiveram valores menores que 8,205, inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 44.

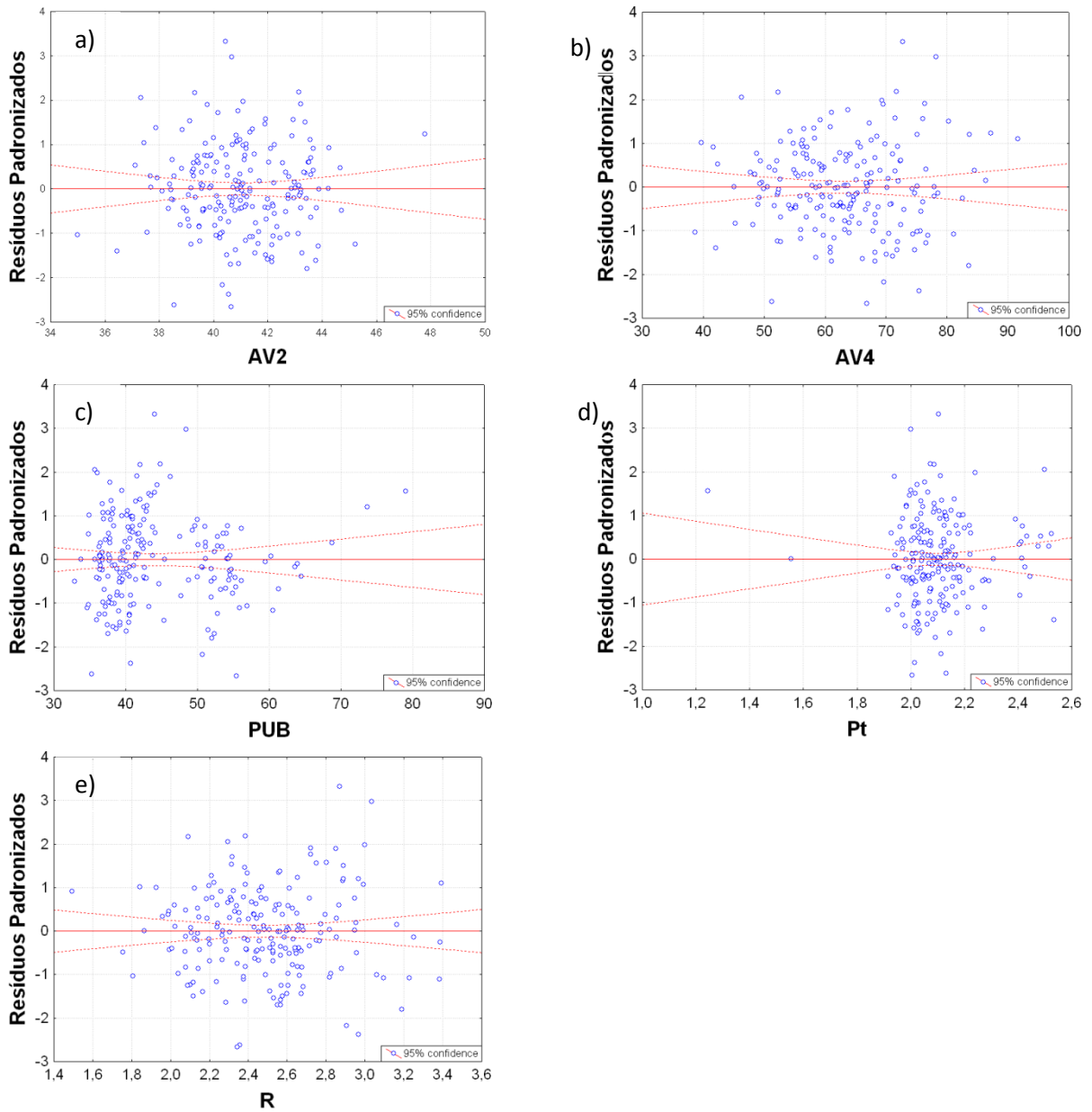


Figura 44 – Resíduos padronizados para: a) AV2, b) AV4, c) PUW, Pt e) R.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 45 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

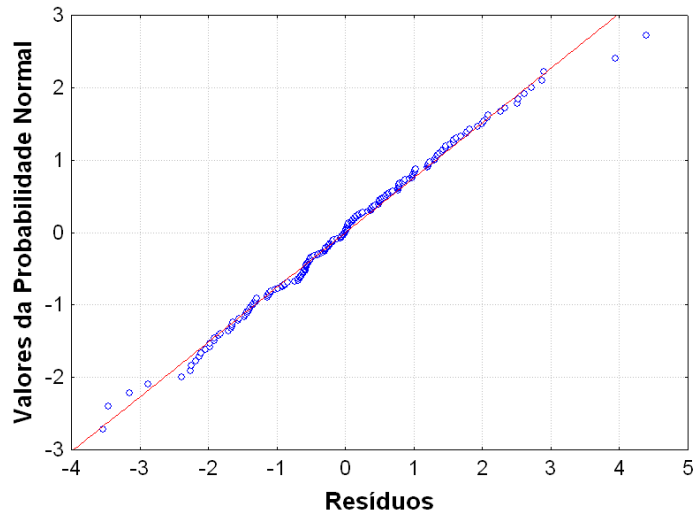


Figura 45– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9972) foi superior ao valor crítico (0,9935) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a área basal são os descritos na Tabela 100 (modelo 2), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Área Basal (m}^2\text{/Ha)} = 38,31146 - 0,36446 * AV2 + 0,19477 * AV4 - 0,03752 * PUW - 4,26608 * Pt - 2,96568 * R$$

5.1.4.3 Modelo de regressão para o DAP

A análise da correlação da variável DAP com os dados obtidos com todos os sensores do satélite ALOS mostrou que a maior correlação (46%) foi obtida com o índice AV3, do sensor PALSAR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 101).

Tabela 101 - Matriz de correlação para o DAP

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
DAP	-0,36	-0,35	-0,40	-0,37	0,19	0,27
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	Pt
	0,46	0,42	0,07	0,21	0,23	-0,45
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,41	0,20	-0,19	0,16	0,17	0,18

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o DAP indicou que as variáveis AV3, Pt, NDVI e AV2 seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis AV3, Pt e NDVI apresentaram valores de p-valor dentro do limite permitido, porém, a variável AV2 apresentou valor acima do permitido. A Tabela 102 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 102 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	16,70954	0,0000	144,5236	31,19%	29,82%
AV3	0,18912	0,0003			
Pt	-1,55429	0,1083			
NDVI	3,93154	0,1230			
AV2	-0,08658	7,4527			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de três amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (133), apresentou um valor de percentil de 29,64% (Tabela 103), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 103 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 133
Distância de Cook	0,1452065
Percentil de F(parâmetros, casos)	29,64%
Outlier	SIM
R ² _a	28,35%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R²_a de cerca de 0,9% (29,25%).

A Tabela 104 apresenta o resultado do modelo com as três parcelas suprimidas.

Tabela 104 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	17,40106	0,0000	132,3712	30,65%	29,25%
AV2	-0,13509	0,5402			
AV3	0,21207	0,0000			
Pt	-1,29884	0,8660			
NDVI	4,27650	0,0306			

Como as variáveis selecionadas apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%, não foram realizados testes para verificar a possibilidade de sua eliminação do modelo.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis obtiveram valores menores que 2,7 inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 46.

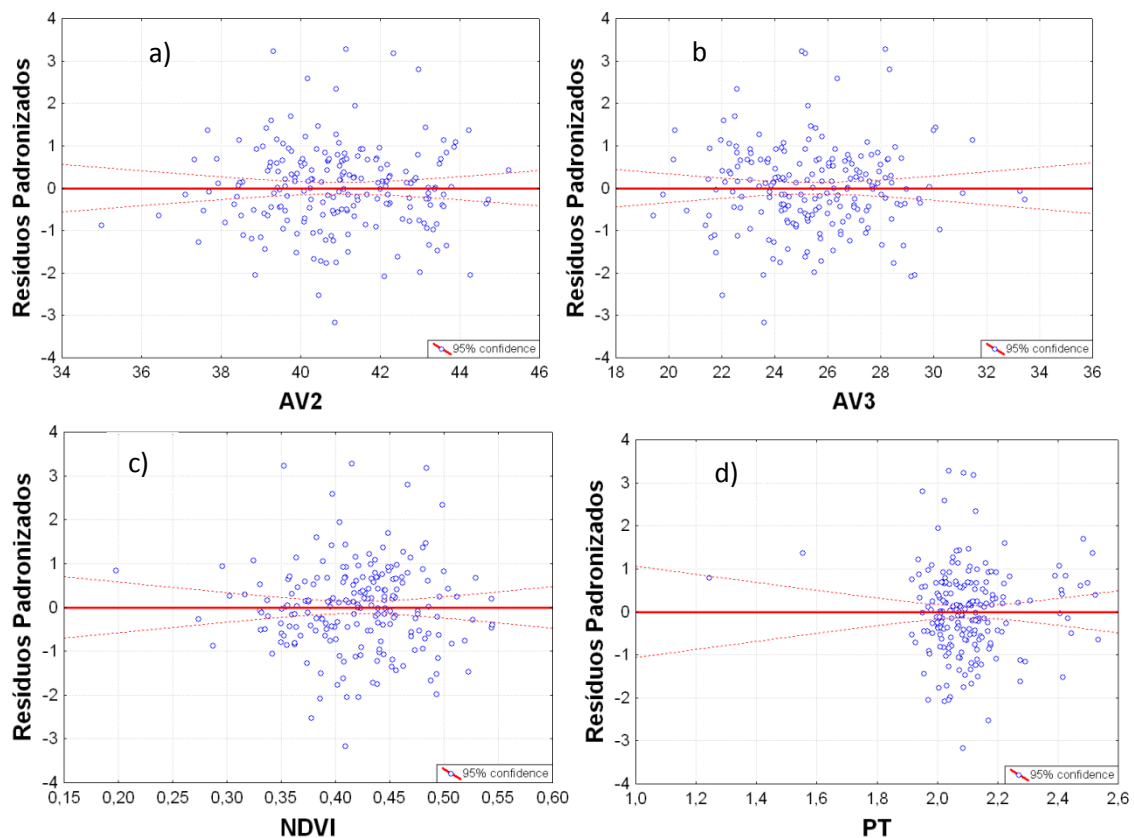


Figura 46– Resíduos padronizados para: a) AV2, b) AV3), c) NDVI e d) Pt.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 47 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

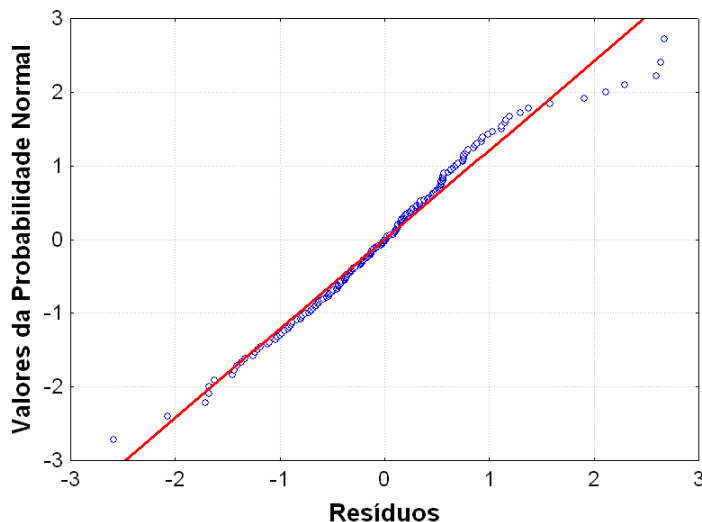


Figura 47 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9877) foi superior ao valor crítico (0,9934) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para o DAP são os descritos na Tabela 104, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{DAP(cm)} = 17,40106 - 0,13509 \cdot \text{AV2} + 0,21207 \cdot \text{AV3} - 1,29884 \cdot \text{Pt} + 4,27650 \cdot \text{NDVI}$$

5.1.4.4 Modelo de regressão para o número de fustes

A análise da correlação da variável número de fustes com os dados obtidos com todos os sensores mostrou que a maior correlação (14%) foi obtida com o índice PUW, do sensor PRISM sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 105).

Tabela 105 - Matriz de correlação para o número de fuste

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Número de fustes	-0,03	-0,03	0,03	-0,03	-0,02	-0,08
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	P_t
	-0,09	-0,03	0,14	0,05	0,01	-0,03
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,01	0,06	-0,02	0,03	0,02	0,02

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o número de fustes indicou que as variáveis PUW e AV3, seriam as melhores candidatas a regressão. A variável AV3 apresentou valores de p-valor acima do limite permitido. A Tabela 106 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 106 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	1044,651	0,000%	2700811	3,02%	2,07%
PUW	2,102	3,594%			
AV3	-5,147	11,471%			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de três amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (131), apresentou um valor de percentil de 37,54% (Tabela 107), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 107 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,2402659
Percentil de F(parâmetros, casos)	37,54%
Outlier	Sim
R ² _a	2,07%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um decréscimo no R^2_a de cerca de ~0,71% (1,36%). A Tabela 108 apresenta o resultado do modelo (modelo 1).

Tabela 108 - Resultado do modelo de regressão.

		B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Modelo 1	Intercepto	1015,895	0,0000%	2118807	1,86%	1,36%
	AV3	-2,920	31,851%			
	PUW	1,318	15,353%			
Modelo 2	Intercepto	38,31146	0,000	2129401	0,86%	0,38%
	PUW	-0,36446	18,571			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável AV3 (modelo 2), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado (31,851), realizando-se um teste F do modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g f_R - g f_F; g f_F)$$

Onde:

$$1 - \alpha = 0,975; n=203 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;1; 203)} = 5,099 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g f_R - g f_F)} \div \frac{SSE(F)}{g f_F}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 1,0049 \text{ [SSE(F) = 2118807; SSE(R) = 2129401; n=203; } g f_R = 202; g f_F = 201]$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável AV3 pode ser removida do modelo de regressão por não ser relevante. Desta forma, o modelo final (Modelo 2, Tabela 108) ficou reduzido a uma variável (PUW). Porém, verificou-se uma diminuição no valor de R^2 (0,38%).

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que o modelo de regressão final para o número de fustes não pode ser obtido por dados do integrados de todos os sensores.

5.1.4.5 Modelo de regressão para a idade

A análise da correlação da variável idade com os dados obtidos com todos os sensores do satélite ALOS mostrou que a maior correlação (30%) foi obtida com a banda 3 (AV3), do sensor AVNIR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 109).

Tabela 109 - Matriz de correlação para a idade

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Idade	-0,16	-0,19	-0,22	-0,21	0,27	0,12
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	P_t
	0,30	0,06	0,15	0,06	0,07	-0,24
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,20	0,06	-0,11	-0,18	-0,16	-0,16

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a idade indicou que as variáveis AV3, R, AV4, PUW, AV2 e AV1, seriam as melhores candidatas a regressão. As variáveis PUW do modelo de regressão utilizado apresentou valores de p-valor acima do limite permitido (6,4854%); A Tabela 110 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 110 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	11,24272	6,1080	122,43	23,29%	20,98%
AV3	-0,46117	0,3556			
R	-6,29514	0,0216			
AV4	0,25034	0,0151			
PUW	0,01263	6,4854			
AV2	-0,23660	0,1370			
AV1	0,23986	0,8205			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de três amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (200), apresentou um valor de percentil de 22,91% (Tabela 111), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 111 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 200
Distância de Cook	0,085
Percentil de F(parâmetros, casos)	22,91%
Outlier	SIM
R^2_a	20,98%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R^2_a de cerca de ~0,5% (20,46%), bem como, verificou-se um que o p-valor da variável AV2 (11,87%) ultrapassa o limite de 5% de nível de significância, indicando que esta variável poderia ser removida do modelo. A Tabela 112 apresenta o resultado do modelo (modelo 1) com parcelas suprimidas.

Tabela 112 – Resultado do modelo de regressão.

		B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Modelo 1	Intercepto	5,08259	39,5937	111,63	22,82	21,46%
	AV3	0,30302	0,0682			
	R	-0,25329	0,0446			
	AV4	-0,36004	2,1433			
	PUW	0,20123	0,2133			
	AV2	0,01063	11,8788			
	AV1	-4,94258	0,3429			
Modelo 2	Intercepto	13,42993	1,8615	118,901	17,80	15,71
	AV1	0,05650	31,2984			
	AV3	-0,42503	0,8041			
	AV4	0,20947	0,1891			
	PUW	0,01117	11,1287			
	R	-5,63452	0,1136			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável AV2 (Tabela 112, modelo 2), uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado, realizando-se um teste F do modelo reduzido com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$H_0: \beta_3 = 0$ se $F^* \leq F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$

$H_1: \beta_3 \neq 0$ se $F^* > F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$

Onde:

$1 - \alpha = 0,975; n=203$ casos $\rightarrow F_{(0,975;3; 202)} = 3,181$ (programa Estatística 7,0)

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g_{f_R} - g_{f_F})} \div \frac{SSE(F)}{g_{f_F}}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$F^* = 8,5581$ [SSE(F) = 111,63 ; SSE(R) = 118,901; n=203; $g_{f_R}=199$; $g_{f_F}=198$

Como $F^* > F$, conclui-se que a variável AV4 é relevante ao modelo de regressão, impossibilitando assim a sua remoção.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis AV1, AV2 e PUW obtiveram um valor ($< 5,082$) inferior ao limite 10 indicado por Neter *et al.* (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre essas variáveis. O teste com as variáveis AV3, AV4 e R obtiveram um valor superior ao limite 10 indicando a existência de colinearidade entre essas variáveis, porém não foi forte a ponto destas variáveis serem descartadas do modelo.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 48.

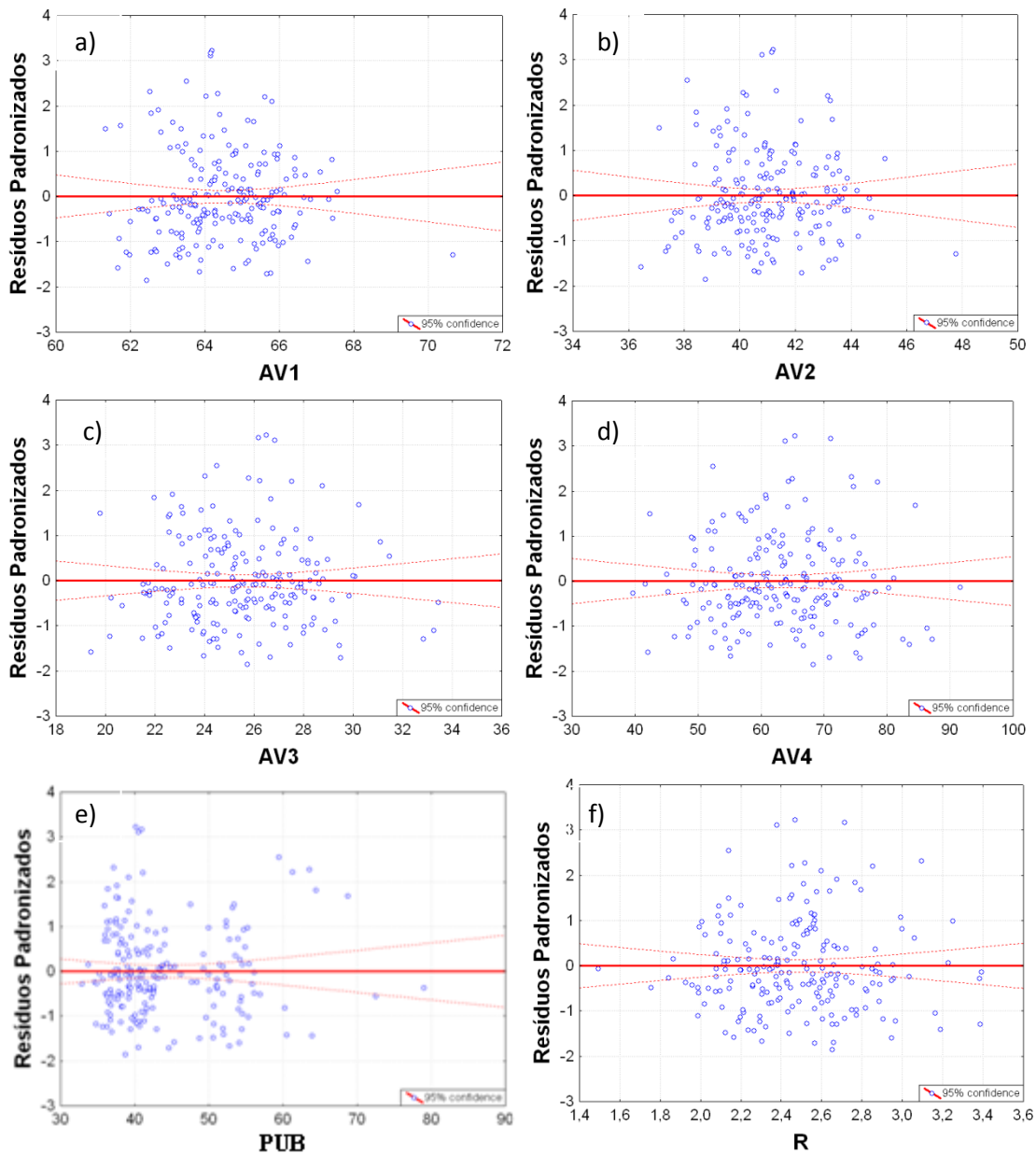


Figura 48 – Resíduos padronizados para: a) AV1, b) AV2, c) AV3, d) AV4, e) PUW e f) R..

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 49 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

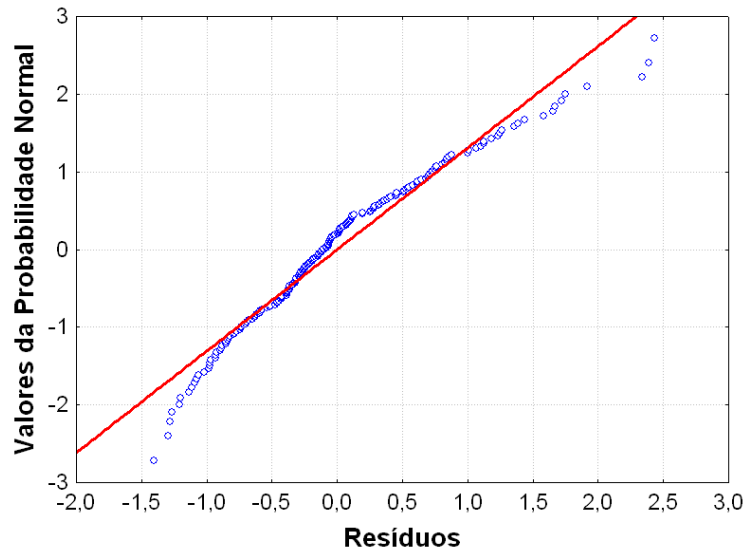


Figura 49 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9798) foi inferior ao valor crítico (0,9934) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a não existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a idade são os descritos na Tabela 112, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Idade (anos)} = 5,08259 + 0,30302 \cdot AV3 - 0,25329 \cdot R - 0,36004 \cdot AV4 + 0,20123 \cdot PUW + 0,01063 \cdot AV2 - 4,94258 \cdot AV1$$

5.1.4.6 Modelo de regressão para o volume

A análise da correlação da variável volume com os dados obtidos com todos os sensores mostrou que a maior correlação (69%) foi obtida com o índice Pt, do sensor PALSAR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 113).

Tabela 113 - Matriz de correlação para o volume

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Volume	-0,59	-0,56	-0,58	-0,54	0,20	0,25
	AV3	AV4	PUW	R_p	R_c	Pt
	0,59	0,55	0,23	0,37	0,36	-0,69
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,65	0,36	-0,24	0,21	0,23	0,23

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para o volume indicou que as variáveis Pt, AV4, R, AV2, PUW e L_{VV} seriam as melhores candidatas a regressão. Todas as variáveis selecionadas apresentaram valores de p-valor dentro do limite permitido. A Tabela 114 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 114 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R ²	R ² _a
Intercepto	668,4481	0,0000	58054,3	70,16%	69,26%
Pt	-65,5990	0,0000			
AV4	3,4556	0,0000			
R	-59,6910	0,0000			
AV2	-7,2333	0,0000			
PUW	0,7139	0,0003			
L _{VV}	-0,6367	2,8691			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de duas amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (131), apresentou um valor de percentil de 29,59% (Tabela 115), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 115 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 131
Distância de Cook	0,1447
Percentil de F(parâmetros, casos)	29,59%
Outlier	SIM
R^2_a	69,26%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R^2_a de cerca de 0,2% (69,47%). A Tabela 116 apresenta o resultado do novo modelo

Tabela 116 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R^2	R^2_a
Intercepto	665,5382	0,0000	52911,7	70,38%	69,47%
L_{VV}	-0,6990	1,3307			
AV2	-7,5622	0,0000			
AV4	3,7511	0,0000			
PUW	0,5702	0,0160			
Pt	-53,2691	0,0034			
R	-65,4096	0,0000			

Como as variáveis selecionadas apresentaram o p-valor muito abaixo do limite de 5%, não foram realizados testes para verificar a possibilidade de sua eliminação do modelo.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis L_{VV} , AV2, AV4, PUW, Pt e R, obtiveram um valor inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 50.

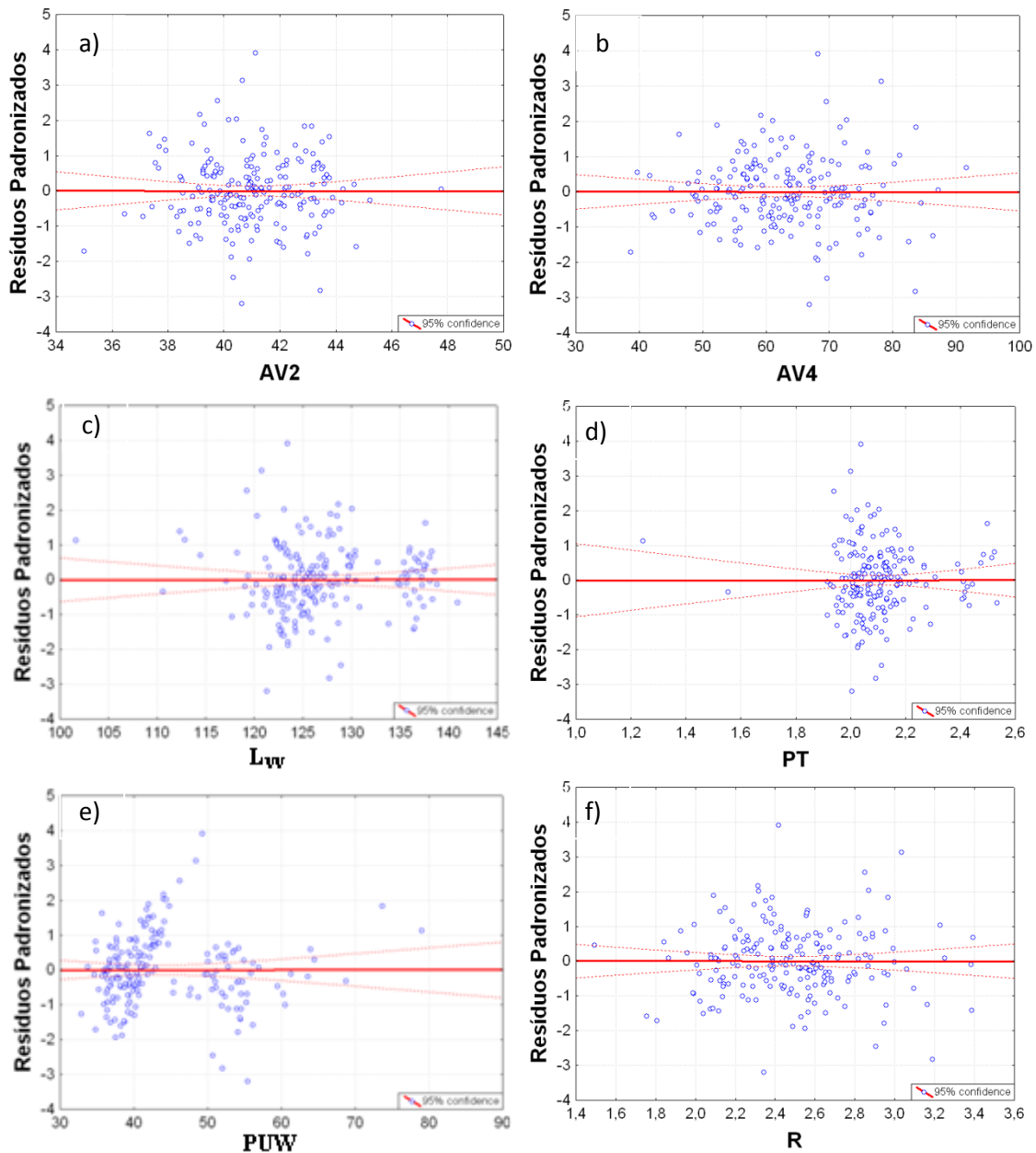


Figura 50 – Resíduos padronizados para: a) L_{VV} , b) AV2, c) AV4), d) PUW e) Pt e f) R.

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 51 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

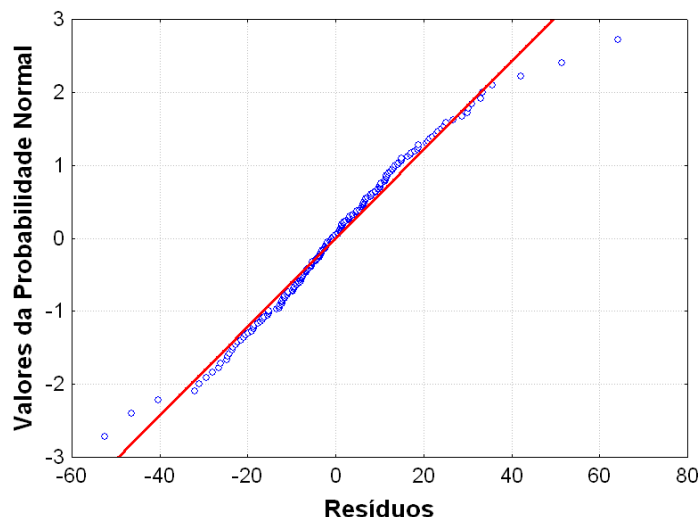


Figura 51 – Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9935) foi superior ao valor crítico (0,9934) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para o volume são os descritos na Tabela 116, cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Volume (m}^3 \text{ /Ha)} = 665,5382 - 0,6990 * L_{VV} - 7,5622 * AV2 + 3,7511 * AV4 + 0,5702 * PUW - 53,2691 * Pt - 65,4096 * R$$

5.1.4.7 Modelo de regressão para a biomassa

A análise da correlação da variável biomassa com os dados obtidos com todos os sensores mostrou que a maior correlação (68%) foi obtida com o índice Pt, do sensor PALSAR sendo a variável candidata e com maior possibilidade de contribuição ao modelo de regressão (Tabela 117).

Tabela 117 - Matriz de correlação para a biomassa

	L_{HH}	L_{HV}	L_{VV}	L_{VH}	AV1	AV2
Biomassa	-0,57	-0,56	-0,58	-0,54	0,24	0,26
	AV3	AV4	PUW	Rp	Rc	Pt
	0,60	0,52	0,25	0,35	0,34	-0,68
	BMI	CSI	VSI	R	NDVI	SAVI
	-0,64	0,34	-0,24	0,15	0,18	0,18

As primeiras análises do método estatístico para determinar as variáveis que comporiam a regressão para a biomassa indicou que as variáveis Pt, AV1 AV2, AV3, AV4, R, PUW e L_{VV} seriam as melhores candidatas a regressão. A Tabela 118 apresenta os resultados da regressão.

Tabela 118 – Resultado do modelo de regressão.

	B	p-valor	SSE	R²	R²_a
Intercepto	312,7497	0,0028	17446,57	70,28%	69,07%
Pt	-31,4140	0,0009			
AV3	-2,0128	28,7145			
AV2	-5,2725	0,0000			
AV4	2,7671	0,0593			
PUW	0,4167	0,0001			
R	-53,9940	0,8415			
L _{VV}	-0,3914	1,5490			
AV1	2,1645	4,8648			

Para identificação de existência de outliers relativos aos dados das 206 amostras foi utilizado o teste de distância de Cook, cujo resultado obtido indicou a presença de cinco amostras como candidatas. A parcela candidata que possui a maior distância de cook (70), apresentou um valor de percentil de 28,35% (Tabela 119), acima do limite de influência no modelo de 20% (Neter et al., 1996).

Tabela 119 – Resultado do teste de distância de Cook.

	Parcela 70
Distância de Cook	0,1322696
Percentil de F(parâmetros, casos)	28,35%
Outlier	SIM
R_a^2	69,07%

A nova regressão, em que as parcelas foram suprimidas, apresentou um incremento de R_a^2 de cerca de 2% (71,26%). A Tabela 120 apresenta o resultado do novo modelo.

Tabela 120 – Resultado do modelo de regressão.

		β	p-valor	SSE	R^2	R_a^2
Modelo 1	Intercepto	235,9186	0,1681	14733,73	72,41%	71,26%%
	Pt	-0,3796	1,2407			
	AV4	1,7795	8,6156			
	AV2	-5,0600	0,0000			
	AV3	1,7393	41,6995			
	PUW	1,3518	12,3272			
	R	0,3267	0,0106			
	L_{VV}	-30,3363	0,0006			
	AV1	-18,9195	39,2261			
Modelo 2	Intercepto	281,1098	0,0000	14784,50	72,31	71,21
	L_{VV}	-0,3870	1,0617			
	AV1	1,6962	9,9800			
	AV2	-4,9620	0,0000			
	AV4	2,0465	0,0000			
	PUW	0,3282	0,0097			
	Pt	-29,8691	0,0008			
	R	-36,4593	0,0000			
Modelo 3	Intercepto	352,1799	0,0000	14994,01	71,92	71,05
	L_{VV}	-0,3652	1,5878			
	AV2	-3,8584	0,0000			
	AV4	2,0462	0,0000			
	PUW	0,3372	0,0065			
	Pt	-31,5327	0,0002			
	R	-39,0997	0,0000			

Verificou-se a possibilidade de eliminação da variável AV3 (modelo 1) uma vez que o seu p-valor foi o mais elevado. A nova regressão (modelo 2) em que AV4 foi suprimida apresenta a variável AV1 com o p-valor elevado. Realizando-se um teste F para verificar a possibilidade da eliminação das variáveis apresentada no modelo reduzido (modelo3) com o modelo com todas as variáveis (completo), em que as hipóteses de decisão são:

$$H_0: \beta_3 = 0 \text{ se } F^* \leq F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

$$H_1: \beta_3 \neq 0 \text{ se } F^* > F(1-\alpha; g_{f_R} - g_{f_F}; g_{f_F})$$

Onde:

$$1 - \alpha = 0,975; n=201 \text{ casos} \rightarrow F_{(0,975;3; 202)} = 5,100 \text{ (programa Estatística 7,0)}$$

$$F^* = \frac{SSE(R) - SSE(F)}{(g_{f_R} - g_{f_F})} \div \frac{SSE(F)}{g_{f_F}}$$

Onde:

SSE(F) = Soma dos quadrados dos resíduos com todas as variáveis;

SSE(R) = Soma dos quadrados dos resíduos sem as variáveis sob estudo.

$$F^* = 1,704729 \text{ [SSE(F) = 14733,73; SSE(R) = 14994,01; n=201; } g_{f_R}=195; g_{f_F}=193$$

Como $F^* < F$, conclui-se a hipótese de β_3 ser nula, indicando que a variável AV4 e AV1 pode ser removida do modelo de regressão por não ser relevante. Desta forma, o modelo final (Modelo 3) ficou reduzido a seis variáveis (L_{VV} , AV2, AV4, PUW, Pt e R). A Tabela 120 (modelo 3) apresenta o resultado da regressão.

O teste VIF de multicolinearidade realizado através do software Statistica com as variáveis obtiveram um valor ($<7,748$) inferior ao limite 10 indicado por Neter et al. (1996), indicando a inexistência de colinearidade entre as variáveis.

Analisando os resíduos do modelo de regressão obtido, verificou-se que eles se mostram simétricos, não apresentando heterocedasticidade, conforme se observa na Figura 52.

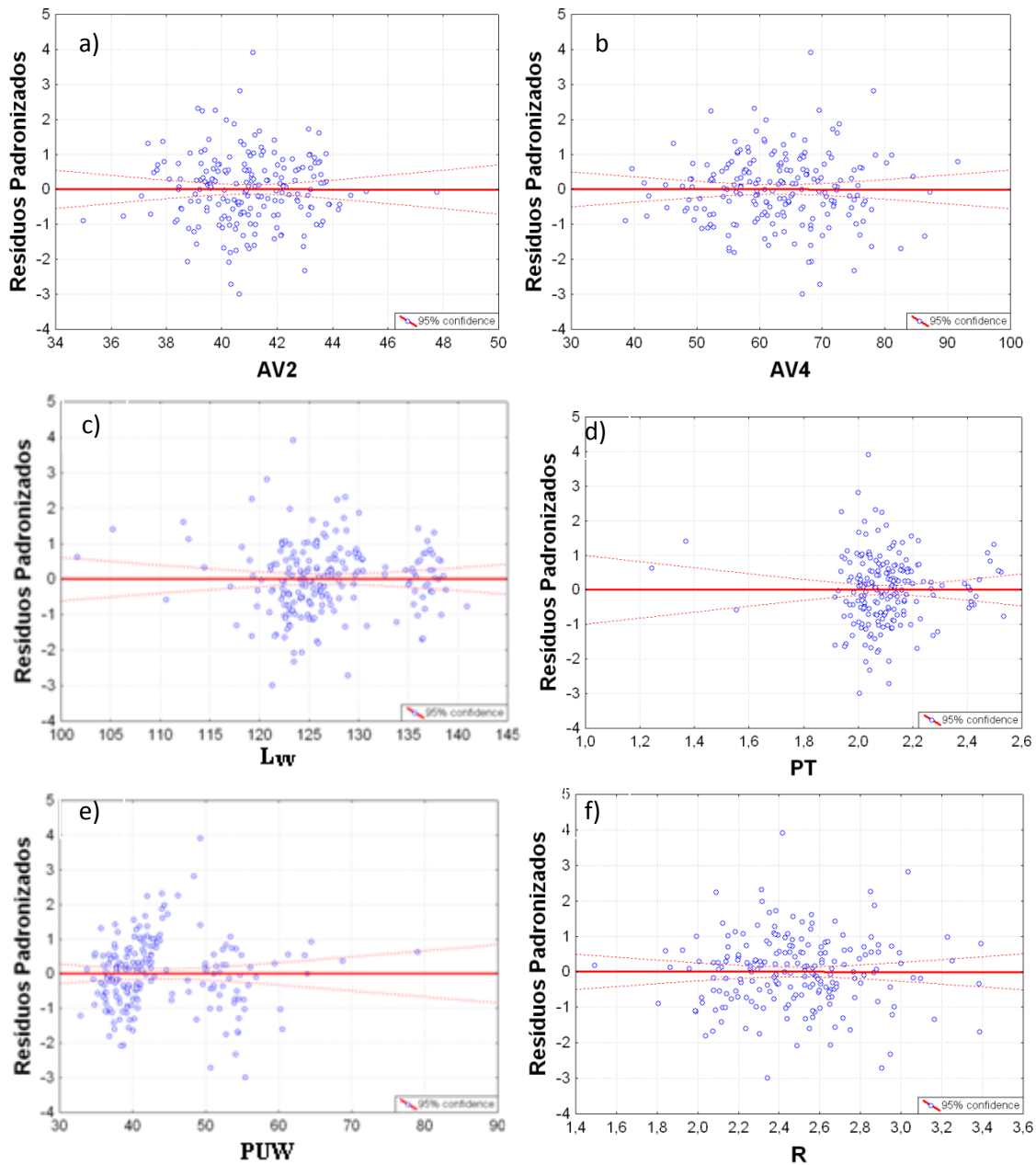


Figura 52 – Resíduos padronizados para: a) AV2, b) AV4), c) L_{VV}, d) Pt, e) PUW. e f) R

Verificando a normalidade dos resíduos, observa-se no gráfico da Figura 53 que eles se alternam sobre a reta de indicação de normalidade, apresentando uma distribuição normal para todos os casos.

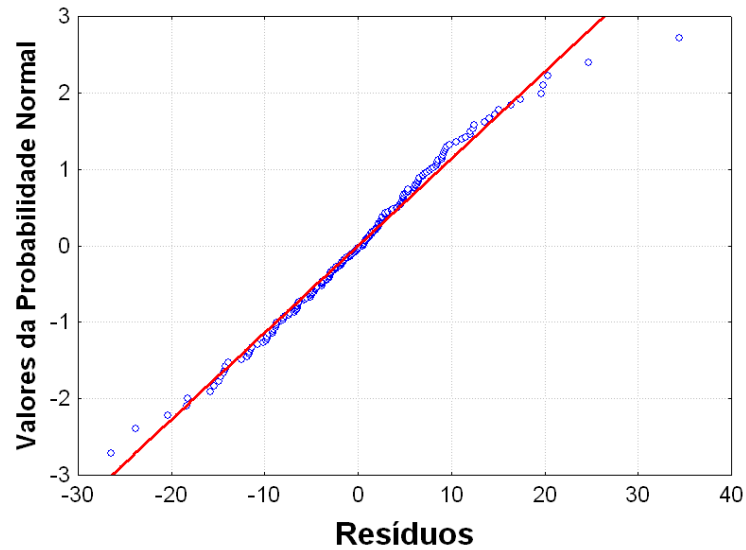


Figura 53– Gráfico da probabilidade normal.

Realizando o teste de normalidade proposto por Neter et al. (1996), que compara o coeficiente de determinação dos resíduos e os seus valores normalizados com os valores críticos Tabelados para a normalidade, verificou-se que o valor de R^2 obtido (0,9948) foi superior ao valor crítico (0,9934) para o caso de 203 amostras para um nível de significância de 5%, indicando assim a existência de normalidade para todos os casos.

A partir dos resultados obtidos, conclui-se que os coeficientes do modelo de regressão final para a biomassa são os descritos na Tabela 120 (modelo 3), cuja equação pode ser representada por:

$$\text{Biomassa}_m^3 = 352,1799 - 0,3652 * L_{VV} - 3,8584 * AV2 + 2,0462 * AV4 + 0,3372 * PUW - 31,5327 * Pt - 39,0997 * R$$

5.2 Discussão dos resultados dos modelos

5.2.1 Modelo de regressão para a altura média

Os modelos de regressão obtidos para a estimativa da altura média usando dados dos sensores abordo do satélite ALOS, que após a realização de testes estatísticos, contemplaram as variáveis AV1 e AV3 selecionados de dados do sensor AVNIR. A variável PUW do sensor PRISM não pode ser usada na regressão por não ser significativa, segundo o teste F. A variável BMI foi a única selecionada de dados gerados pelo sensor PALSAR. Utilizando dados originados de todos os sensores as variáveis AV1, AV3 e BMI foram as selecionadas. A Figura 54 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

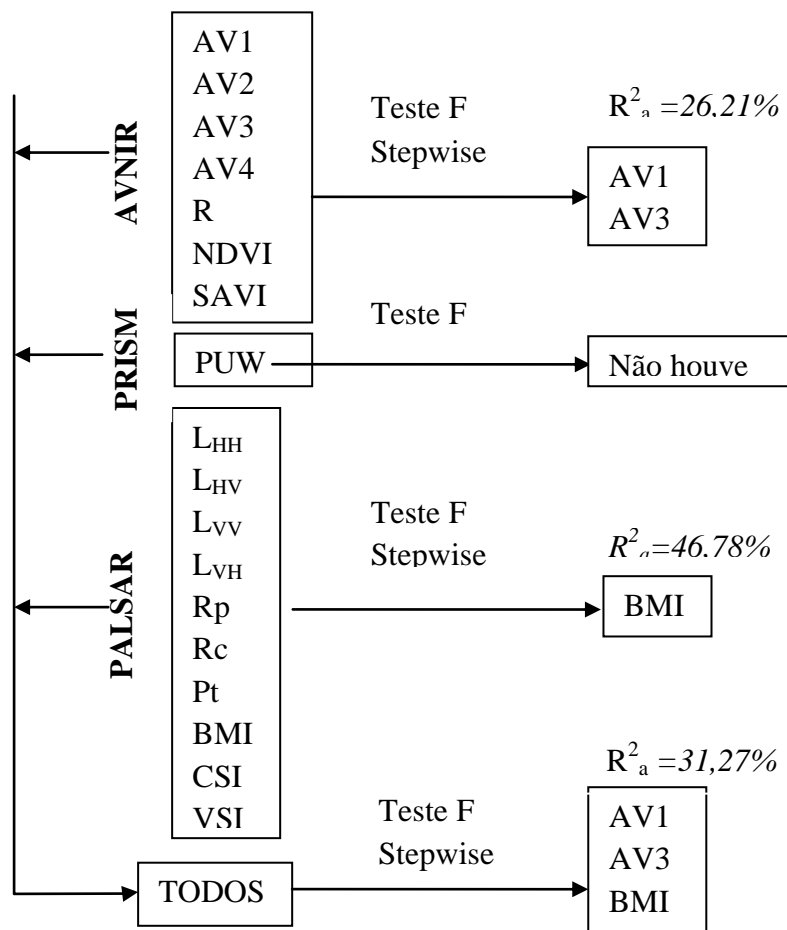


Figura 54 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para altura média.

Analisando a Tabela 121, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor AVNIR mostrou o pior ajuste, com coeficientes de determinação ajustado igual a 26,21%. Em trabalho semelhante, Xavier (1998) utilizando o sensor Landsat/TM em florestas de *Eucalyptus spp.* encontrou um coeficiente de determinação igual a 55,53%, ao ajustar uma regressão linear simples utilizando o índice de vegetação SAVI como variável independente.

Ainda, analisando a Tabela 121, observa-se que o modelo utilizando dados de todos os sensores mostrou um ajuste melhor que o do AVNIR, porém, com coeficiente de determinação baixo (31,76%).

Tabela 121 - Modelos de regressão para estimar a ALTURA MÉDIA

Sensor	Modelo de Regressão	R ² _a
Avnir	40,747 -0,3811 * AV1 + 0,3831*AV3	26,21
Prism	Não houve	
PALSAR	46,0246 -32,2856*BMI	46,78
Todos	47,3609-12,5508*AV1+0,2771*AV3-0,3387*BMI	31,27

O modelo utilizando dados do sensor PALSAR mostrou o melhor ajuste, com coeficientes de determinação igual a 46,78%. A escolha levou em consideração estatística usualmente empregada como o coeficiente de determinação superior. Embora o modelo tenha apresentado um coeficiente de determinação relativamente baixo, todas as estimativas realizadas para o conjunto de variáveis independentes apresentaram erros inferiores a 3 metros (Figura 54). Em trabalhos realizados por Beaudoin et al. (1994) foram encontraram coeficientes de correlação de 66, 69 e 62% com as polarizações L_{HH}, L_{HV} e L_{VV} .respectivamente.

Analisando o comportamento do modelo de regressão da altura média obtido com os dados de altura provenientes do inventário florestal, verificou-se que o modelo permite obter uma estimativa da altura, com uma boa aproximação com os dados de inventário conforme se observa no gráfico da Figura 55. Este comportamento indicou que o sinal do radar foi capaz de caracterizar a altura da vegetação, uma vez que o plantio de eucalipto apresentava uma fisionomia predominantemente vertical, evidenciando assim a resposta dos troncos das árvores.

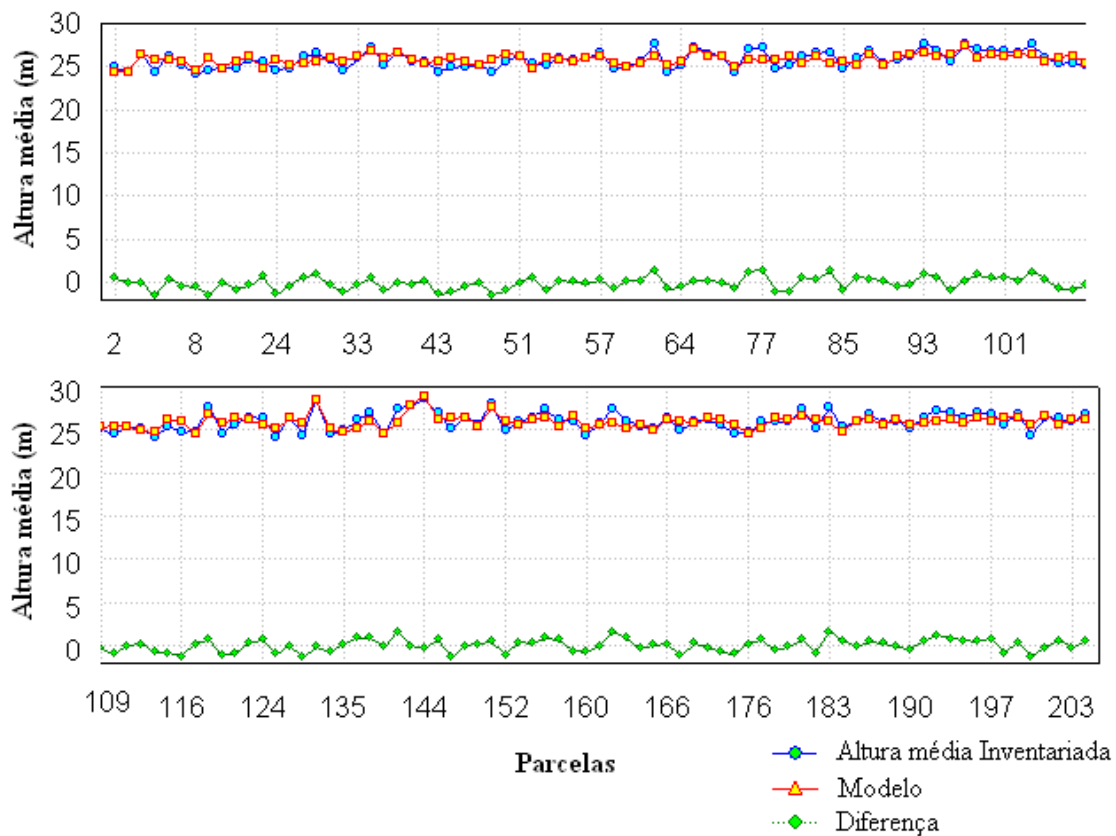


Figura 55 – Gráficos comparativos da altura média inventariada e obtida pela regressão e respectiva diferença.

5.2.2 Modelo de Regressão para a área basal

Os modelos de regressão obtidos para a estimativa da área basal usando dados dos sensores abordados do satélite ALOS após a realização de testes estatísticos conduziram a modelos que empregaram as variáveis AV1, AV2, e AV4 selecionadas de dados gerados de imagem do sensor AVNIR. A variável PUW do sensor PRISM não pode ser usada na regressão por não ser significativa, segundo o teste F. A variável Pt foi a única selecionada dos dados gerados pelo sensor PALSAR. Utilizando os dados originados de todos os sensores as variáveis AV2, AV4, PUW e Pt foram as selecionadas. A Figura 56 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

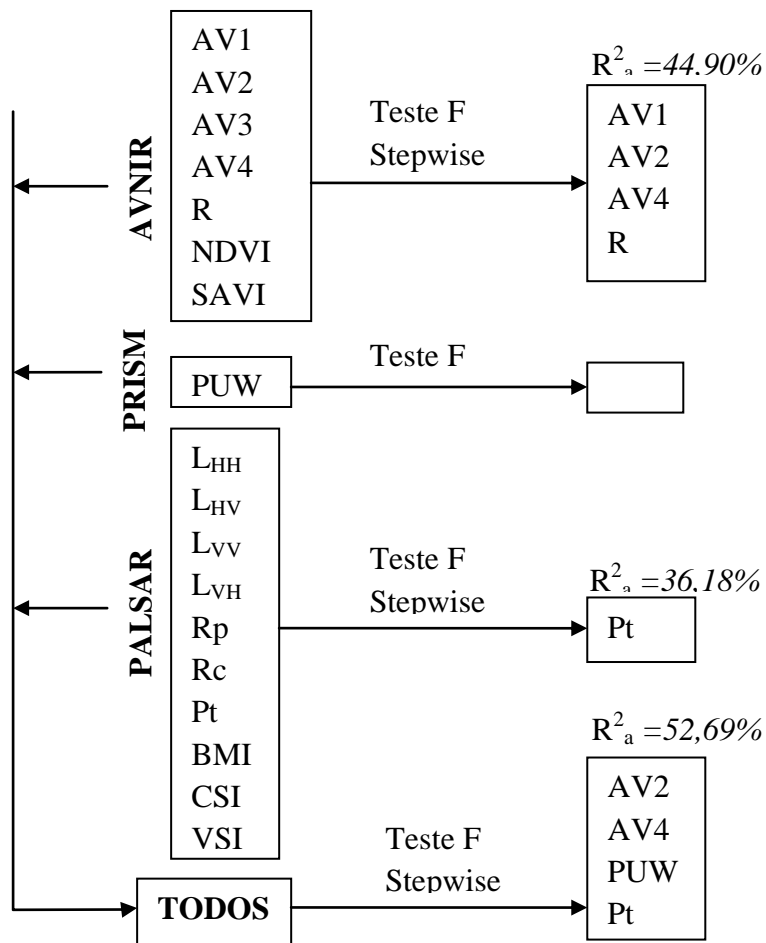


Figura 56 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para a área basal.

Analisando a Tabela 122, observa-se que entre os modelos que utilizou dados do sensor AVNIR mostrou um ajuste superior ao gerado por dados do sensor PALSAR com coeficientes de determinação igual a 44,90%. Maciel (2002) em estudos na floresta primária na Amazônia oriental utilizando dados do satélite LANDSAT/TM utilizando o critério stepwise para seleção de variáveis encontrou um R^2 ajustado de 58%, sendo que a principal variável selecionada neste estudo foi a banda 4.

Ainda, analisando a Tabela 122, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor PALSAR obteve o pior desempenho com coeficiente de determinação baixo (36,18%). Porém em trabalhos realizados por Beaudoin et al. (1994) foram encontraram coeficientes de correlação de 58, 76 e 68 com as polarizações L_{HH}, L_{HV} e L_{VV} respectivamente. Estudos realizados por Santos et al. (2002), para a área de estudo FLONA-Pará, indicaram que a resposta da radiometria do radar poderia discriminar a área basal da vegetação, e dentre as

polarizações empregadas, a polarização HH foi a que apresentou o melhor ajuste ($R^2 = 48,8\%$) para o modelo de regressão.

Tabela 122 - Modelos de regressão para estimar a ÁREA BASAL

Sensor	Modelo de Regressão	R^2_a
AVNIR	$16,5295 - 3,86484 * AV1 + 0,26847 * AV2 - 0,38603 * AV4 - 0,67797 * R$	44,90
PRISM	Não houve	
PALSAR	$37,8757 - 8,03804 * Pt$	36,18
Todos	$38,31146 - 0,36446 * AV2 + 0,19477 * AV4 - 0,03752 * PUW - 4,26608 * Pt - 2,96568$	52,69

O modelo utilizando dados de todos os sensores mostrou o melhor ajuste, com coeficientes de determinação igual a 52,68%. (Tabela 122) Embora o modelo tenha apresentado um coeficiente de determinação mediano, todas as estimativas realizadas para o conjunto de variáveis independentes apresentaram erros inferiores a 5 m²/ha (Figura 56).

Analisando o comportamento do modelo de regressão obtido com à do inventário florestal, verificou-se que o modelo permite obter uma boa estimativa da Área Basal, com uma boa aproximação com os dados de inventário conforme se observa no gráfico da Figura 57.

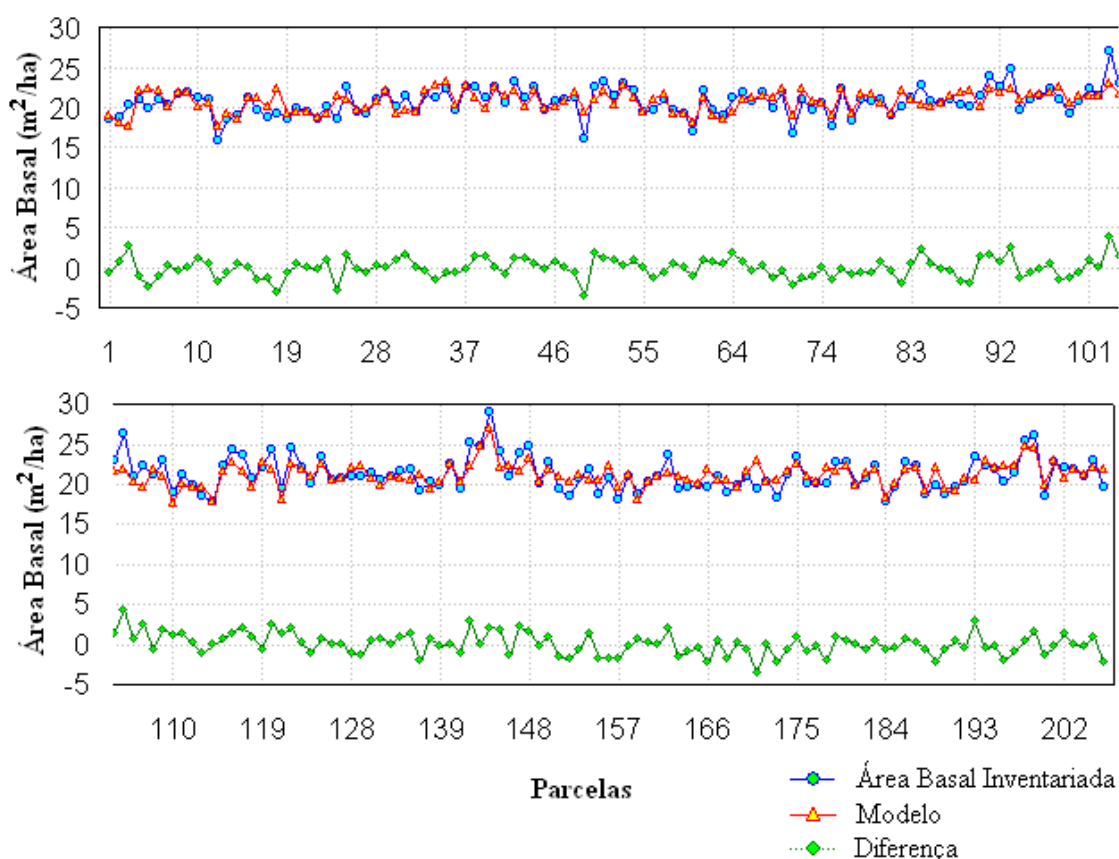


Figura 57 – Gráfico comparativo da área basal inventariada e obtida pela regressão e respectiva diferença.

5.2.3 Modelos de regressão para o DAP médio

Os modelos de regressão obtidos para a estimativa do DAP médio usando dados dos sensores obtidos do satélite ALOS, após a realização de testes estatísticos contemplaram as variáveis AV2, AV3, e NDVI selecionadas de dados gerados do sensor AVNIR. A variável PUW do sensor PRISM não pode ser usada na regressão por não ser significativa, segundo o teste F. A variável Pt foi a única selecionada dos dados gerados pelo sensor PALSAR. Utilizando dados originados de todos os sensores as variáveis AV2, AV3, Pt e NDVI foram as selecionadas. A Figura 58 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

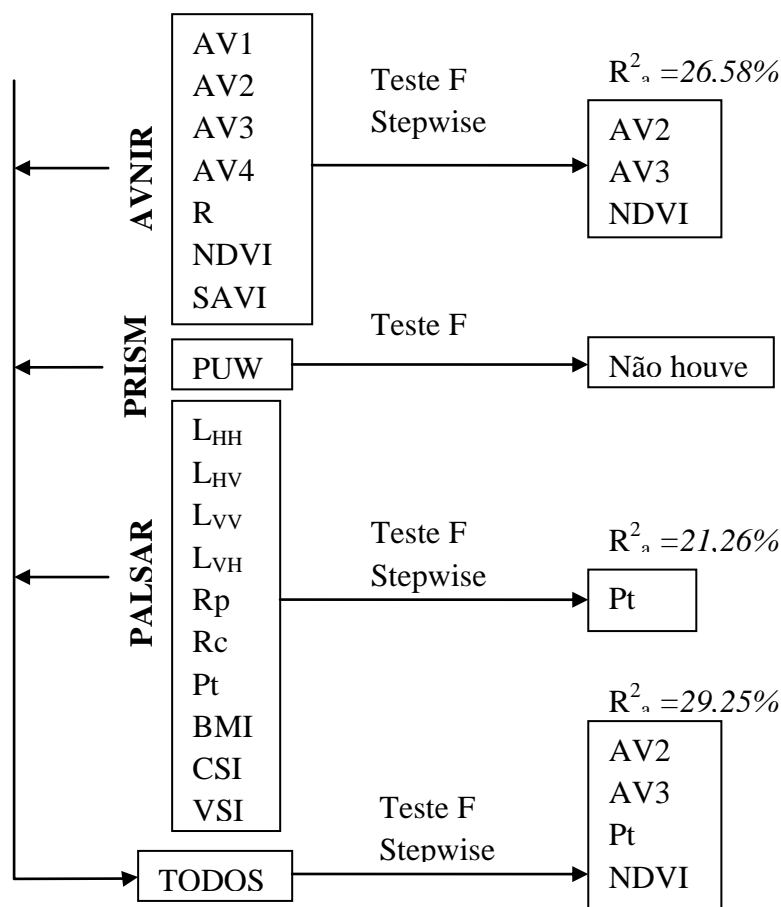


Figura 58 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para o DAP.

Analisando a Tabela 123, observa-se que entre os modelos gerados para estimar o DAP médio, o que utilizou dados do sensor AVNIR obteve um desempenho superior ao modelo gerado por dados do sensor PALSAR e inferior aos gerados pela integração de todos os sensores. Xavier (1998) encontrou coeficiente de determinação igual a 47,71%, usando SAVI como variável dependente em uma regressão linear simples, utilizando em sua pesquisa dados do satélite LANDSAT/TM em plantios de *Eucalyptus*.

Ainda, analisando a Tabela 123, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor PALSAR obteve o pior desempenho com coeficiente de determinação baixo (21,26%). Gomes (2006) concluiu que imagens do satélite Radarsat-1(S2 e S6) e NDVI do CBERS-2 sozinhos não foram capazes de estimar o DAP da vegetação do Cerrado.

Tabela 123 - Modelos de regressão para estimar o DAP médio

Sensor	Modelo de Regressão	R ² _a
Avnir	13,600 - 0,150 * AV2 + 0,265 * AV3 + 5,153 * NDVI	26,58
Prism	Não houve	
PALSAR	22,614 - 2,974 * Pt	21,26
Todos	17,40106-0,13509*AV2+0,21207*AV3-1,29884*Pt+4,27650*NDVI	29,25

O modelo utilizando dados de todos os sensores mostrou o melhor ajuste, porém o coeficiente de determinação observado foi muito baixo (29,25%) (Tabela 123).

Analisando o comportamento do modelo de regressão do DAP médio com o obtido do inventário florestal, verificou-se que o modelo permite obter uma boa estimativa do DAP, com uma boa aproximação com os dados de inventário conforme se observa no gráfico da Figura 59. Observa-se ainda que o erros foram inferiores a 3 cm.

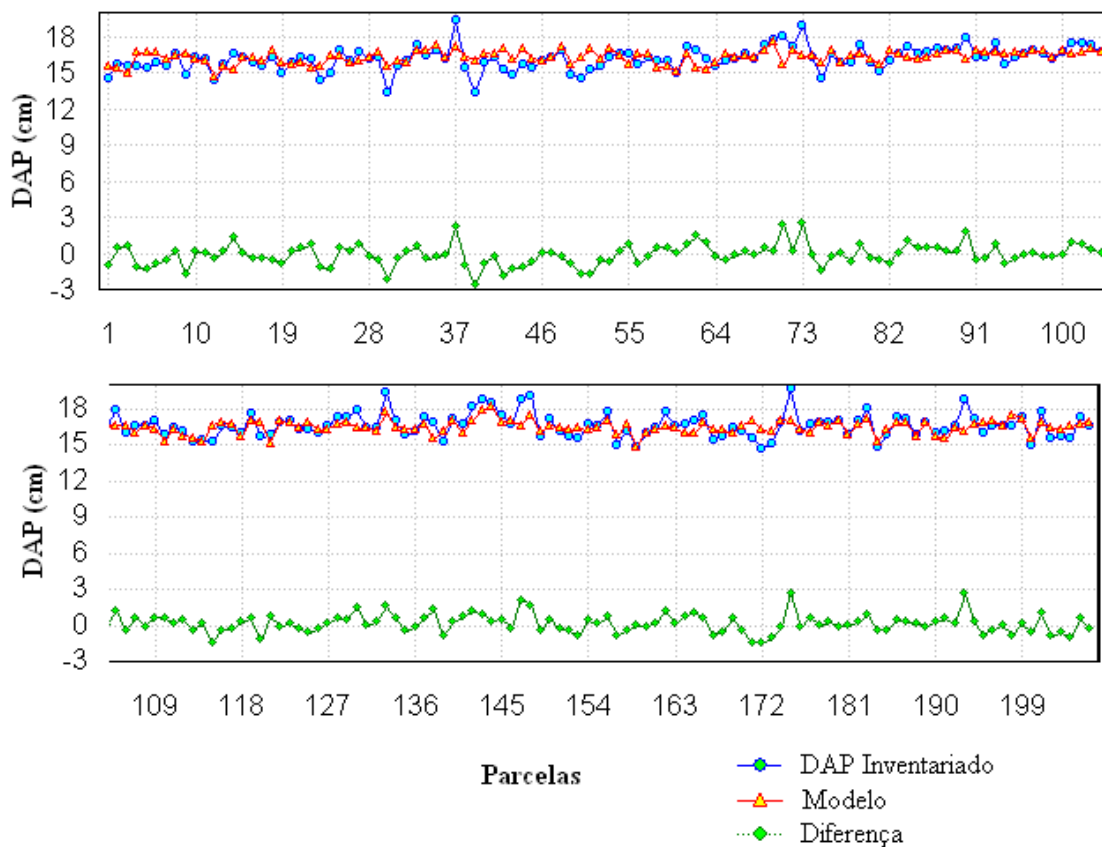


Figura 59 – Gráficos comparativos do DAP inventariado e obtido pela regressão e respectiva diferença.

5.2.4 Modelos de regressão para o Números de fuste

Não foi possível estabelecer modelos de regressão para a estimativa do número de fustes empregando dados do sensor AVNIR, PRISM, PALSAR empregados separadamente ou integrados, o que era de se esperar, já que todas as variáveis digitais testadas apresentaram baixas correlações com esta variável.

Maciel (2002) em estudos na FLORESTA PRIMÁRIA NA AMAZÔNIA utilizando dados do sensor LANDSAT/TM encontrou um R^2 ajustado de 16%.

5.2.5 Modelos de regressão para a idade

Os modelos de regressão obtidos para a estimativa da idade usando dados dos sensores abordo do satélite ALOS, que após a realização de testes estatísticos contemplaram as variáveis Pt selecionada de dados do sensor PALSAR. As variáveis AV3, AV4, PUW, AV2 e AVI foram selecionados de dados utilizando todos os sensores. Dados dos sensores PRISM e AVNIR, individualmente, não foram selecionados para compor um modelo. A Figura 60 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

Analisando a Tabela 124, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor PALSAR mostrou o pior ajuste, com coeficientes de determinação igual 8,48%. Em trabalhos semelhantes, Beaudoin et al (1992) utilizando o Sensor AIRSAR encontrou correlação nas polarizações L_{HH} , L_{HV} e L_{VV} iguais a 57, 53 e 46%, respectivamente, usando o sensor JPL/NASA em florestas de *Pinus spp.*

Os dados dos sensores gerados pelo sensor AVNIR e PRISM não foram capazes de estimar a idade da vegetação. Porém, em estudo semelhante, Xavier (1998) encontrou coeficiente de determinação igual a 63,77% na estimação da idade utilizando o índice SAVI como variável dependente, gerado por dados do satélite IKONOS II.

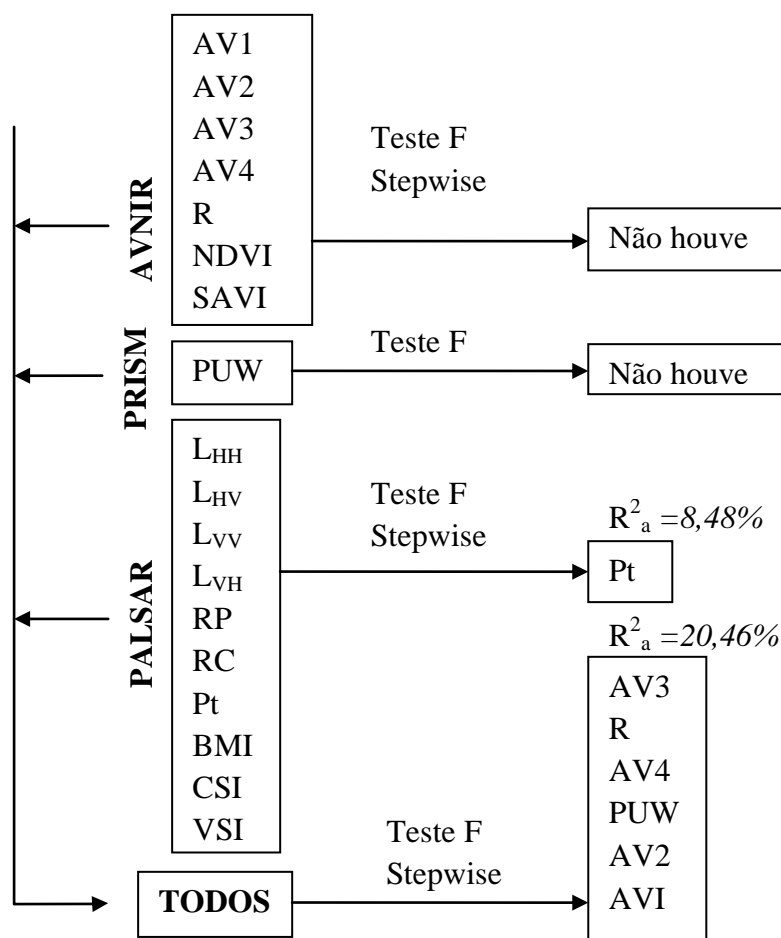


Figura 60 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para a idade.

Tabela 124 - Modelos de regressão para estimar a Idade.

Sensor	Modelo de Regressão	R^2_a
Avnir	Não houve	
Prism	Não houve	
PALSAR	$10,3829 - 2,0865 * Pt$	8,48
Todos	$5,08259 + 0,30302 * AV3 - 0,25329 * R - 0,36004 * AV4 + 0,20123 * PUW + 0,01063 * AV2 - 4,94258 AV1$	20,46

O modelo utilizando dados do sensor PALSAR mostrou o melhor ajuste, porém com coeficiente de determinação muito baixo cujo valor é de 20,46% (Tabela 124). A escolha

levou em consideração estatística usualmente empregada como o maior coeficiente de determinação.

Analisando o comportamento do modelo de regressão da Idade com o obtido do inventário florestal, verificou-se que o modelo não permitiu obter uma estimativa da idade, com uma aproximação ruim com os dados de inventário e erro de até 3 anos, conforme se observa no gráfico da Figura 61. Ou seja modelos apresentados para a estimativa da idade não apresentaram bons resultados.

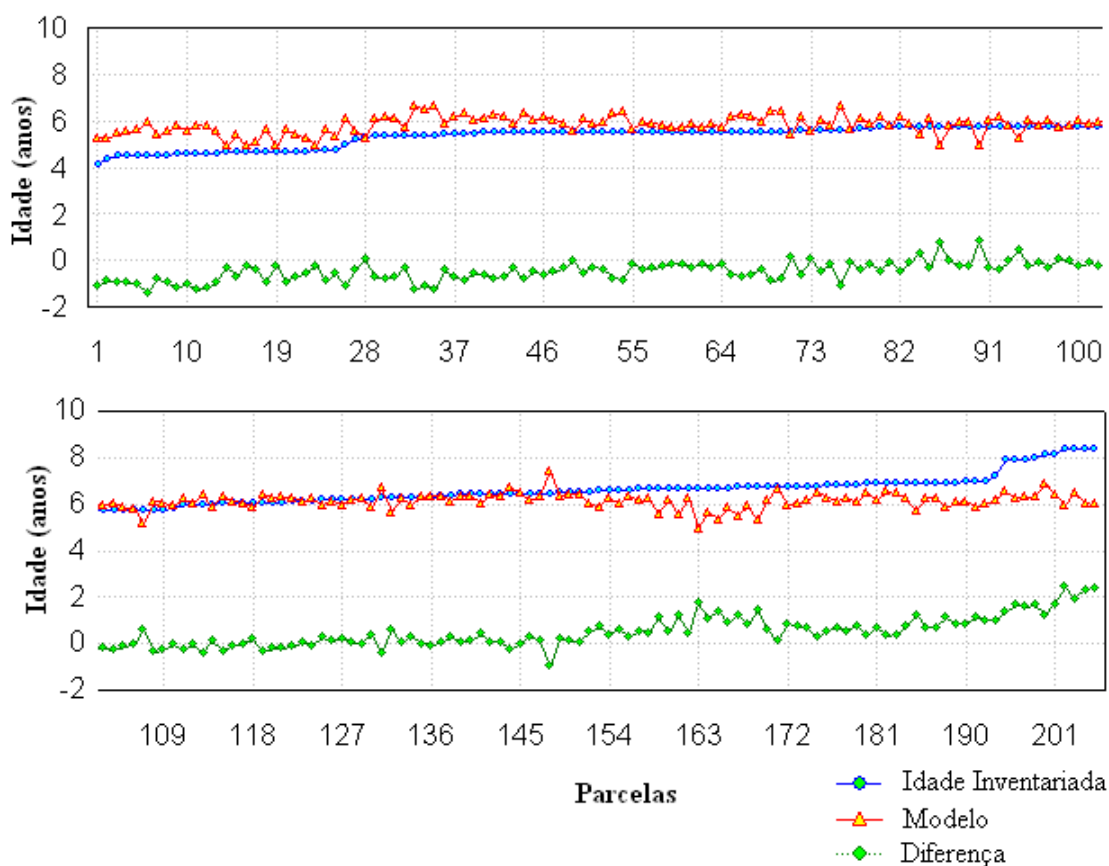


Figura 61 – Gráfico comparativo da Idade inventariada e obtida pela regressão e respectiva diferença.

5.2.6 Modelos de regressão para o Volume

Os modelos de regressão obtidos para a estimativa do volume usando dados dos sensores abordo do satélite ALOS, que após a realização de testes estatísticos contemplam a modelos que empregaram as variáveis AV2, AV3 e NDVI selecionadas de dados gerados das

imagens do sensor AVNIR. A variável PUW do sensor PRISM não pode ser usada na regressão por não ser significativa, segundo o teste F. A variável L_{VH} e Pt foram selecionadas de dados gerados pelo sensor PALSAR. Utilizando dados originados de todos os sensores as variáveis L_{VV} , AV2, AV4, PUW e Pt foram as selecionadas. A Figura 62 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

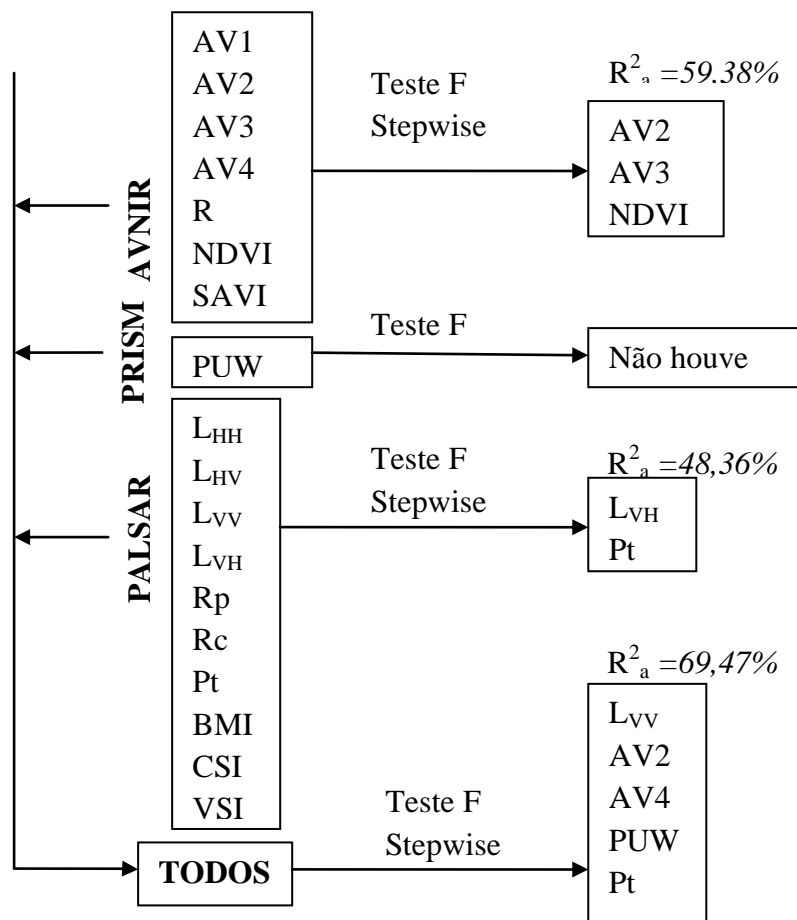


Figura 62 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para o volume.

Analisando a Tabela 125, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor AVNIR mostrou um ajuste mediano, com coeficientes de determinação igual a 59,38%. Watzlawick (2003) utilizou o critério stepwise para selecionar variáveis para estimar volume de plantações de *Pinus spp.* e encontrou um R^2 ajustado de 73%, sendo as variáveis selecionadas a banda 3, banda 4, razão, NDVI e SAVI geradas de dados do satélite IKONOS II. Maciel (2002) em estudos na floresta primária na Amazônia oriental utilizando dados do satélite

LANDASAT/TM e o critério stepwise para seleção de variáveis, encontrou um R^2 ajustado de 80%, sendo a variável selecionada a banda 4.

Ainda, analisando a Tabela 125, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor PALSAR mostrou o pior ajuste em relação aos outros modelos, porém, o coeficiente de determinação é mediano (48,36%). Em trabalhos semelhantes, Rauste et al (1994) encontraram correlações de 47, 50 e 43% do retroespalhamento do radar pelo volume do tronco nas polarizações L_{HH} , L_{HV} e L_{VV} .

Tabela 125 - Modelos de regressão para estimar o VOLUME

Sensor	Modelo de Regressão	R^2_a
Avnir	$203,072 - 8,7563 * AV2 + 12,687 * AV3 + 207 * NDVI$	59,38
Prism	Não houve	
PALSAR	$595,196 + 0,386 * L_{VH} - 187,586 Pt$	48,36
Todos	$665,5382 - 0,6990 * L_{VV} - 7,5622 * AV2 + 3,7511 * AV4 + 0,5702 * PUW - 53,2691 * Pt - 65,4096 * R$	69,47

O modelo utilizando dados de todos os sensores mostrou o melhor ajuste, com coeficientes de determinação ajustado igual a 69,47% (Tabela 125). A escolha levou em consideração estatística usualmente empregada: como o coeficiente de determinação superior. Embora o modelo tenha apresentado um coeficiente de determinação mediano, todas as estimativas realizadas para o conjunto de dados independentes apresentaram erros inferiores a $50 \text{ m}^3/\text{ha}$ (Figura 63).

Analisando o comportamento do modelo de regressão do volume obtido com o do inventário florestal, verificou-se que o modelo permite obter uma estimativa com uma boa aproximação com os dados de inventário conforme se observa no gráfico da Figura 63. Este comportamento indicou que o sinal de radar integrado com os óticos foram capazes de estimar o volume da vegetação.

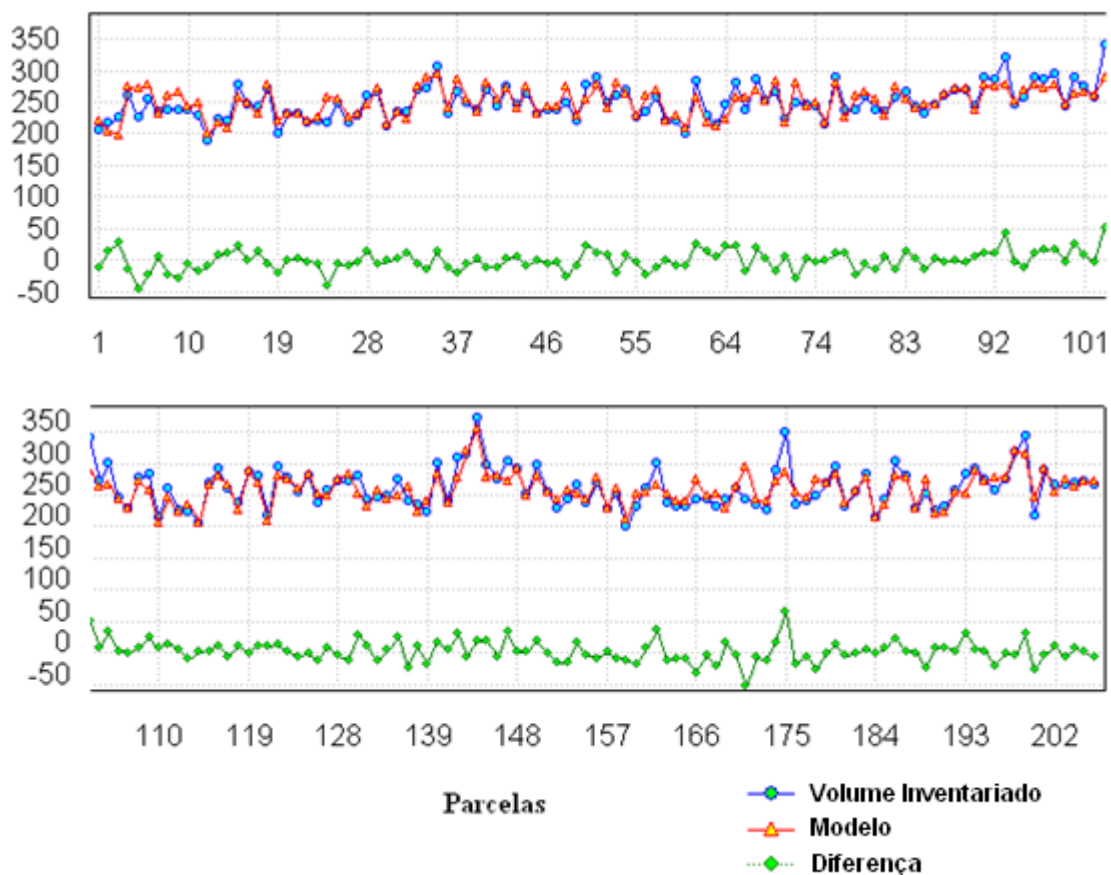


Figura 63 – Gráfico comparativo do Volume inventariado e obtida pela regressão e respectiva diferença.

5.2.7 Modelos de regressão para a biomassa

De modo geral bons ajustes foram verificados para os dados de biomassa. Os modelos de regressão obtidos para a estimativa da biomassa usando dados dos sensores do satélite ALOS, que após a realização de testes estatísticos contemplaram as variáveis AV1, AV2, AV3 e NDVI selecionados de dados gerados das imagens do sensor AVNIR. A variável PUW do sensor PRISM não pode ser usada na regressão por não ser significativa, segundo o teste F. A variável L_{VV} e Pt foram selecionadas de dados gerados pelo sensor PALSAR. Utilizando dados originados de todos os sensores as variáveis L_{VV} , AV2, AV4, PUW, Pt e R foram as selecionadas. A Figura 64 apresenta um diagrama em blocos mostrando as variáveis iniciais e o grupo selecionados pelos testes estatísticos.

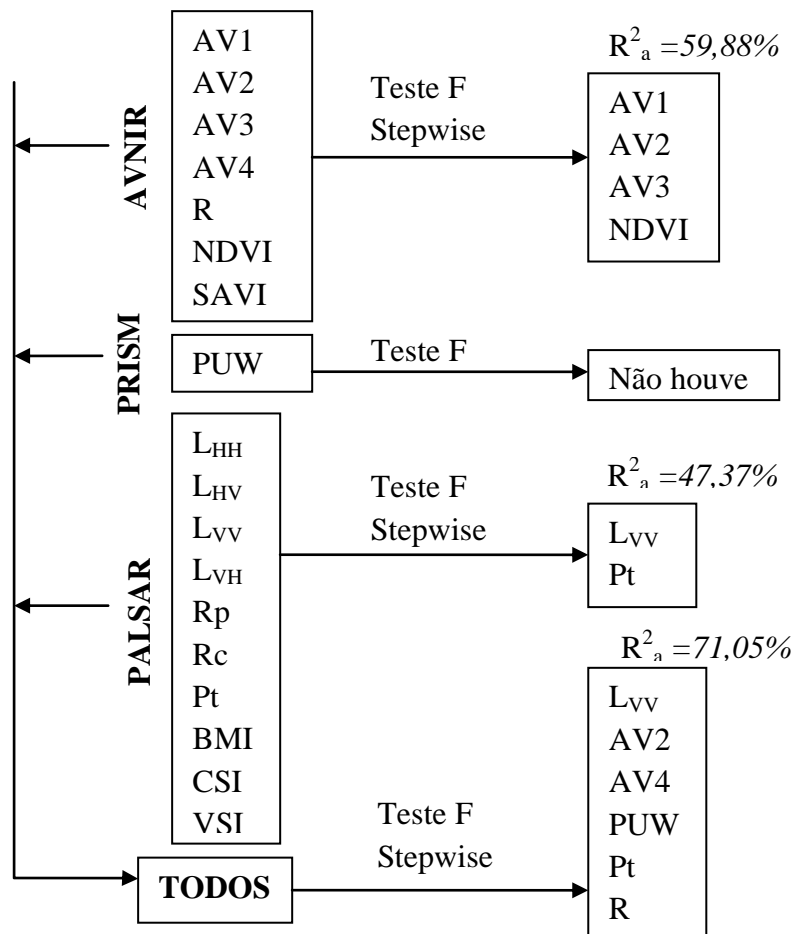


Figura 64 – Diagrama em blocos das etapas de seleção de variáveis para o modelo para a biomassa.

Analisando a Tabela 126, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor AVNIR mostrou um ajuste mediano, com coeficientes de determinação igual a 59,88%. Watzlawick et al (2009) utilizando dados do sensor IKONOS para estimar a biomassa encontrou um coeficiente de determinação de 75%. As variáveis selecionadas foram banda 4, SAVI e NDVI. Usando regressão linear simples, Araújo (1999) constatou que os dados de biomassa em uma floresta primária foram melhor explicados através da reflectância da banda 4, com $R^2 = 0,78$. Valores semelhantes foram encontrados por Maciel (2002) ($R^2 = 0,78$), onde a regressão stepwise mostrou que a variável da banda 4 também foi a que melhor explicou a variação da biomassa observada.

Ainda, analisando a Tabela 126, observa-se que o modelo utilizando dados do sensor PALSAR mostrou o pior ajuste em relação aos outros modelos, porém, o coeficiente de determinação foi mediano (47,37%). Beaudoin et al (1994) encontraram coeficiente de

correlação de 62, 74 e 65% nas polarizações L_{HH} , L_{HV} e L_{VV} . Kasischke et all (1991) utilizando o sensor HIRIS para estimar biomassa em florestas de *Pinus spp.* encontraram regressões com coeficientes de determinação igual a 69%, 72% 78,3% utilizando, respectivamente, as polarizações L_{HH} , L_{HV} e L_{VV} .

Tabela 126 - Modelos de regressão para estimar a BIOMASSA

Sensor	Modelo de Regressão	R^2_a
Avnir	$-27,9802 + 3,2234*AV1 - 6,7534*AV2 + 6,8604*AV3 + 119,7722*NDVI$	59,88
Prism		
PALSAR	$319,811 - 60,7025* L_{VV} + 1,28*Pt$	47,37
Todos	$352,1799 - 0,3652*L_{VV} - 3,8584*AV2 + 2,0462*AV4 + 0,3372*PUW - 31,5327*Pt - 39,0997*R$	71,05

O modelo utilizando dados de todos os sensores mostrou o melhor ajuste, com coeficientes de determinação de 71,05%. A escolha levou em consideração estatística usualmente empregada: como o coeficiente de determinação superior. Embora o modelo tenha apresentado um coeficiente de determinação mediano, todas as estimativas realizadas para o conjunto das variáveis independentes apresentaram erros inferiores a 20 toneladas/ha.

Analisando o comportamento do modelo de regressão do volume com o obtido do inventário florestal, verificou-se que o modelo permite obter uma estimativa da biomassa, com uma boa aproximação com os dados de inventário conforme se observa no gráfico da Figura 64. Este comportamento indicou que o sinal do radar integrado com os óticos foram capazes de caracterizar a biomassa da vegetação.

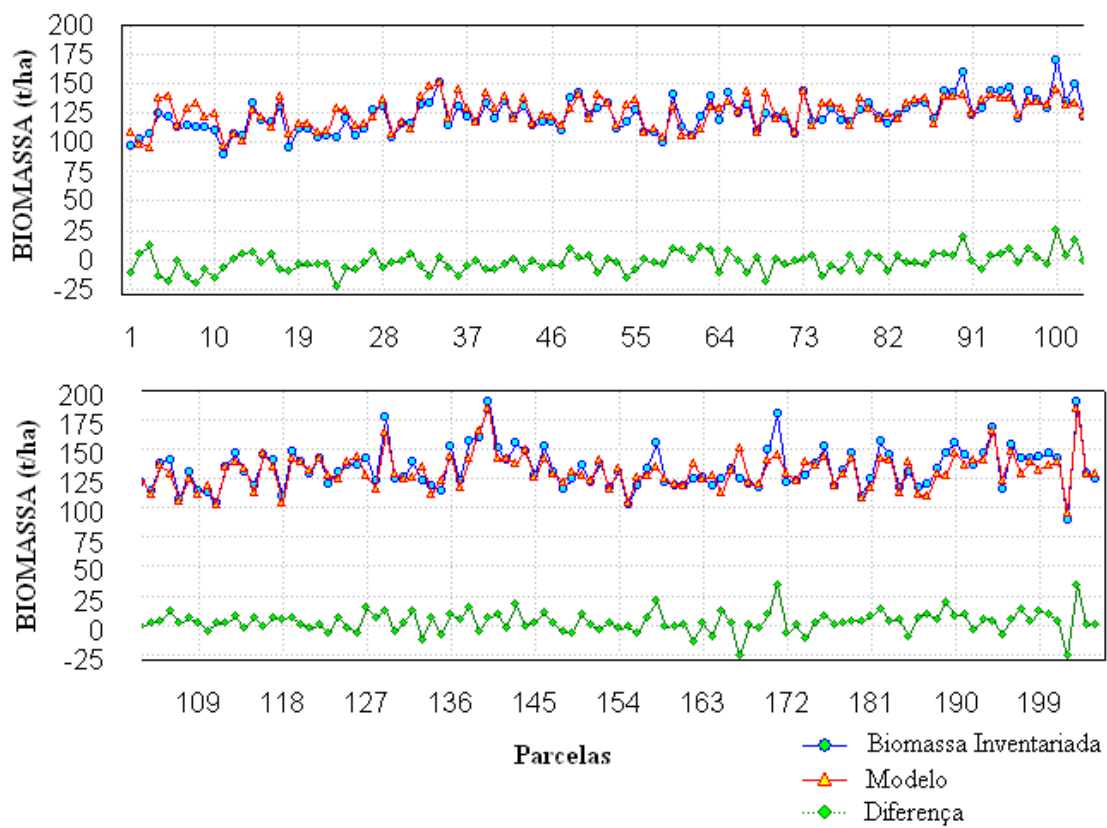


Figura 64 – Gráfico comparativo da biomassa inventariada e obtida pela regressão e respectiva diferença.

6. CONCLUSÕES

De posse dos resultados alcançados e discutidos neste trabalho, conclui-se que:

A integração de dados advindos de sensores óticos (PRISM e AVNIR) e de microondas (PALSAR) apresenta potencial para a estimar parâmetros dendrométricos de plantios de Eucalipto, sendo observado uma complementaridade entre estes diferentes sensores.

Os parâmetros dendrométricos, volume e biomassa provenientes do inventário florestal foram os que apresentaram maiores correlações com os dados radargramétricos e óticos, com os coeficientes de determinação de 69,47% a 71,05%, respectivamente, indicando uma grande potencialidade da utilização destes dados como suporte em inventários de grandes áreas. Destaca-se a variável Lvv, pela provável interação do feixe do radar interagir com os elementos dominantes verticais da vegetação estudada.

Os dados oriundos dos sensores orbitais apresentaram correlações muito baixas com os parâmetros dendrométricos Idade e DAP, inviabilizando-os para estimar essas variáveis. Não foi possível gerar modelos para estimar o número de fustes.

O Sensor PRISM forneceu dados que individualmente não foram úteis para se estimarem os parâmetros dendrométricos estudados, porém, analisando os modelos gerados pela integração de todos os sensores, ele participa da estimação da idade, área basal, volume e biomassa.

O presente estudo reforça ainda mais o emprego das técnicas de sensoriamento remoto, principalmente em nível orbital, considerando que, atualmente, encontram-se em disponibilidade sensores com melhores resoluções espacial e espectral, que tornam possíveis avaliações qualitativa e quantitativa mais detalhadas de plantios florestais.

Devido ao estudo ter sido realizado em uma área de relevo levemente ondulado, recomenda-se que sejam realizadas pesquisas em áreas de relevo mais acidentado, para verificar o seu efeito nos modelos de regressão, uma vez que uma variação no relevo acarreta em alterações no ângulo de incidência local, causando variações na interação do sinal radar, exigindo assim novas abordagens para compensar este efeito.

Como continuidade desta linha de pesquisa, pretende-se utilizar o mapeamento radargramétrico realizado em comparação com um novo mapeamento por radar transcorridos

dois anos, para avaliar capacidade de detecção de crescimento, de ganho dos parâmetros dendrométricos estudado para os *Eucalyptus spp.*

Para complementar o estudo é necessário a realização da validação dos parâmetros biofísicos estimados comparado-os com os dados de campo.

Como continuidade desta linha de pesquisa, pretende-se empregar o modelo obtido, para gerar modelos numérico relativo à cada variável biométrica estudada, utilizando as variáveis selecionadas para cada modelo, obtendo-se para cada um imagens cujos valores dos pixels correspondem aos valores numéricos da regressão.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABER, J.D; MELILLO, J.M. **Terrestrial ecosystems**. San Diego: Academic Press. 2001.
- ARAÚJO, L.S. **Análise da cobertura vegetal e de biomassa em áreas de contato floresta/savana a partir de dados TM/LANDSAT e JERS-1**. São José dos Campos, SP: INPE, 1999. 129f. Tese (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.
- BARRET, E.C., CURTIS, L.F. **Introduction to Environmental Remote Sensing**. 4 ed. Cheltenham: Stanley Thornes Ltd. 1999. 457 p.
- BEAUDOIN, A.; LE TOAN, T.; GOZE, S; NEZRY, E.; LOPEZ, A.; MOUGIN, E.; HSU, C.C.; HAN, H.C.; KONG, J.A.; SHIN, R.T. Retrieval of Forest Biomass from SAR Data. **International Journal of Remote Sensing**, v.15, n.14, p.2777-2796, 1994.
- BOERNER, W.M. On the basic principles of radar polarimetry: the target characteristic polarization state theory of Kennaugh, Huynen's polarization fork concept, and its extension to the partially polarized case. **Proceedings of the IEEE**, v.79, n.10, p.1538-1550, 1991.
- BOYD, D.S.; DANSON, F.M. Satellite remote sensing of forest resources: three decades of research development, **Progress in Physical Geography**, v.29, p. 1-26, 2005.
- BRANDTBERG, T. Individual tree-based species classification in high spatial resolution aerial images of forests using fuzzy sets. **Fuzzy Sets and Systems**, v. 132, 371–387, 2002.
- CAMPBELL, J.B. **Introduction to remote sensing**. 4. ed. New York: The Guilford Press, 2007. 626p.
- CAMPOS, M.A. **Balço de biomassa e nutrientes em povoamentos de Ilex paraguariensis: avaliação na safra e na safrinha**. Curitiba, PR: UFP, 1991.106f. Tese (Mestrado em Ciência Florestal). Universidade Federal do Paraná, Curitiba.
- CANADA CENTRE FOR REMOTE SENSING (CCRS). Tutorial: **Fundamentals of remote sensing**. 2007. 258 p. Disponível em:
<http://www.ccrs.nrcan.gc.ca/resource/tutor/fundam/pdf/fundamentals_e.pdf >. Acesso em: 02/10/2010.
- CENTENO, J.A.S. **Sensoriamento Remoto e Processamento de Imagens Digitais**. Curitiba-PR: Departamento de Geomática – UFPR, 200, 210 p.
- CHAVEZ, P.S. Atmospheric, solar and MTF corrections for ERTS digital imagery. In: **American Society of Photogrammetric Fall Technical Meeting**, Phoenix. 1975. p. 69.
- CUNHA, U.S. **Dendrometria e Inventário florestal**. Manaus, AM: Série Técnica. UFAM, 2004.

DESHAYES, M.; GUYON, D.; JEANJEAN, H.; STACH, N.; JOLLY, A; HAGOLLE, O. The contribution of remote sensing to the assessment of drought effects in forest ecosystems. **Annales Forest Science**, v.63, p.579-595. 2006.

DOBSON, M.C. Forest information from Synthetic Aperture Radar. **Journal of Forestry**, v.98, p.41-43, 2000.

EPIPHANIO, J.C.N. Joint China-Brazil Remote Sensing Satellites. **GIM International**, v.19, n.2, p.68-71, 2005.

EUROPEAN SPACE AGENCY (ESA). **ENVISAT-ASAR Mission**. Disponível em: <<http://envisat.estec.esa.nl/envisat.html>>. Acesso em: 10/03/2010.

FREITAS, C.C.; SANT'ANNA, S.J.S.; SOLER, L.S.; SANTOS, J. R.; DUTRA, L.V.; ARAÚJO L.S.; MURA, J.C.; HERNANDEZ F.P. The use of airborne P-band radar data for land use and land cover mapping in Brazilian Amazonia. In: **International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)**, Sydney. Local. Proceedings... Piscataway: IEEE, 2001.

GAMA, F.F. **Estudo da Interferometria e Polarimetria SAR em Povoamentos Florestais de Eucalyptus**. São José do Campos, SP: INPE, 2007. 242f. Tese (Doutorado em Sensoriamento Remoto). Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos.

GOMES, M.F. **Avaliação de Dados RADARSAT-1e CBERS-2 para estimativa da estrutura do Cerrado: uma abordagem utilizando dados alométricos e históricos**. Belo Horizonte, MG: UFMG, 2006. 129f. Tese (Mestrado em Geografia) - Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.

HENDERSON, F.M.; LEWIS, A.J. **Manual of remote sensing: principles and applications of imaging radars**. 3.ed. New York: John Wiley and Sons, Inc., 866 p. 1998.

HOWARD, J.A. **Remote Sensing of Forest Resources – Theory and Application**. London: Ed.Chapman & Hall. 436 p. 1991.

HUETE, A.R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, v.25, n.3, p.295-309, 1988.

IGARASHI, T. ALOS mission requirements and specifications. **Advances in Space Research**, v.28, n.1, p.127-131, 2001.

IMHOFF, M.L.; JOHNSON, P.; HOLFORD, W. An airborne VHF multi-band SAR for vegetation biomass measurement. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**. v.38, n. 3, p. 1458-1462, 2000.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA – IBGE. **Mapa de vegetação do Brasil**. Rio de Janeiro: Ministério do Planejamento, Orçamento e Gestão, 2004. 1 mapa, color., Escala 1: 5.000.000.

IVERSON, L.R.; GRAHAM, R.L.; COOK, E.A. Applications of satellite remote sensing to forested ecosystems. **Landscape Ecology**, v.3, p.131-143. 1989.

JAXA. Agência de Exploração Aeroespacial Japonesa. **Tutorial: ALOS-Advanced Land Observing Satellite DAICHI**. 2008. Disponível em:

<http://www.jaxa.jp/projects/sat/alos/index_e.html.> Acesso em: 01/02/2010.

JUSTICE C.O.; TOWNSHEND J.R.G.; VERMOTE E.F.; MASUOKA E.; WOLFE R.E.; SALEOUS N.; ROY D.P.; MORISETTE J.T. An overview of MODIS land data processing and product status. **Remote Sensing of Environment**. v. 83. p.3–15. 2002.

KASISCHKE, E.S.; MELACK, J.M.; DOBSON, M.C. The use of imaging readers for ecological applications – a review. **Remote Sensing of Environment**. v.59, p.141-156. 1997.

KAYITAKIRE, F.; HAMEL, C.; DEFOURNY, P. Retrieving forest structure variables based on image texture and analysis and IKONOS – 2 imagery. **Remote Sensing of Environment**, v.102, p.390-401, 2006.

LE TOAN, T.; PICARD, G.; MARTINEZ, J. M.; MELON, P.; DAVIDSON, M. On the relationships between radar measurements and forest structure and biomass. **In: III International Symposium on Retrieval of Bio- and Geophysical Parameters from SAR data for Land Applications**. Sheffield, UK: ESA (ESA SP-475), p. 3-12. 2002.

LE TOAN, T.; FLOURY, N. **On the retrieval of forest biomass from SAR data**. Holanda: ESA-ESTEC, 1998, disponível em: <<http://conferences.esa.int/98c07/papers/P098.PDF>.> Acesso em: 10/12/2010.

LECKIE, D.G.; RANSON, K.J. Forestry applications using imaging radar. In: **Principles and Applications of Imaging Radar**. New York: John Wiley and Sons. p. 435-509, 1998.

LILLESAND, T. M.; KIEFER, R.W.; CHIPMAN, J.W. **Remote Sensing and Image Interpretation**. New York: John Wiley and Sons. p.756. 2007.

LUCKMAN, A.; BACKER, J.; KUPLICH, T.M.; YANASSE, C.C.F.; FRERY, A.A. A study of the relationship between radar backscatter and regenerating tropical forest biomass for spaceborne SAR instruments. **Remote Sensing of Environment**. v. 60, p. 1-13, 1997.

MACIEL, M.N.M. **Estimativa de parâmetros estruturais de uma floresta primária na amazônia oriental através de dados orbitais**. Curitiba, PR: UFP, 2002. N folhas. Tese (Dourorado em Ciência Florestal) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

MENESES, P.R.; MADEIRA NETTO, J.S. **Sensoriamento Remoto: Reflectância dos alvos naturais**. Brasília-DF: Universidade de Brasília-UnB, Embrapa Cerrados, p.15-40, 2001.

MORAN, M.S.; HYMER, D.C.; QI, J.; KERR, Y. Comparison of ERS-2 SAR and Landsat TM imagery for monitoring agricultural crop and soil conditions. **Remote Sensing of Environment**, v.79, p.243-252, 2002.

- NETER, J. **Applied linear statistical models**. 4.ed. Boston: McGraw-Hill, 1408p. 1996.
- ODUM, E. P. **Ecologia**. Rio de Janeiro: Guanabara. 434p. 1986.
- PETERSON, D.J; RESETAR, S.; BROWER, J.; DIVER, R. Forest Monitoring and Remote Sensing. A Survey of Accomplishments and Opportunities for the future. Disponível em: <http://www.rand.org/pubs/monograph_reports/MR1111,0> Acesso em: 29/09/2010.
- PONZONI, F.J.; SHIMABUKURO, Y.E. **Sensoriamento Remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos: Parêntese, v. 1, 127 p. 2007
- POPE, K. O. Radar remote sensing of forest and wetland ecosystems in the Central American tropics. **Remote Sensing of Environment**, v. 48, n. 2, p. 205-219, 1994.
- RANEY, R.K. Manual of Remote Sensing: **John Wiley and Sons**, v.02, p. 9–130, 1998.
- RAUSTE, Y.; HAME, T.; PULLIAINEN, J.; HEISKA, K.; HALLIKAINEN, M. Radar-based Forest biomass estimation. **International Journal of Remote Sensing**, v.15, p.2797-2808, 1994.
- RIBEIRO, J.R.D.P. **A Detecção Remota no Inventário Florestal – Análise das Potencialidades da Utilização das Imagens de Satélite**. Lisboa: UNL. 2007. 138f. Tese (mestrado em Sistema de Informações Geográficas) - Universidade Nova de Lisboa. Lisboa.
- RIGNOT, E.; SALAS, W.A.; SKOLE, D.L. Mapping deforestation and secondary growth in Rondônia, Brazil, using imaging radar and thematic mapper data. **Remote Sensing of Environment**, v.59, n.2, p.167-179, 1997.
- ROBINSON, J.M.; MORRISON, J.; MUEHRCKE, P.; KIMERLING, A.; GUPRILL, S. Elements of Cartography. New York: John Wiley and Sons. 674 p. 1995.
- SAATCHI, S.S.; RIGNOT, E. (1997). Classification of boreal forest cover types using SAR images. **Remote Sensing of Environment**, v.60, p.270-281, 1997.
- SANTOS, J.R.. Airborne P-band SAR applied to the aboveground biomass studies in the brazilian tropical rainforest. **Remote Sensing of Environment**, v.87, n.4, p.482-493, 2003.
- SANTOS, J.R. Savanna and tropical rainforest biomass estimation and spatialization using JERS-1 data. **International Journal of Remote Sensing**, v.23, n.7, p.1217-1229, 2002.
- SHIMADA, M.; ITO, N.; WATANABE, M.; MORIYAMA, T.; TADONO, T. PALSAR initial calibration and validation results. Proceedings. **SPIE the international society for optical engineering**, p.6359-6367. 2006.
- SILVA, G.G.C. **Nutrição, crescimento e sua modelagem em povoamento de eucalipto em resposta à disponibilidade de água e nutrientes**. Viçosa, MG: UFV, 206, 103f. Tese (Mestrado em Ciência Florestal) -Universidade Federal de Viçosa, Viçosa.

SOARES, C.P.B.; NETO, F.P.; SOUZA, A.L. **Dendrométrie e Inventário Florestal**. Viçosa: Ed. UFV, 276 p. 2006.

SOUZA, P.F. **Terminologia florestal, glossário de termos e expressões florestais**. Guanabara (RJ): Fundação IBGE, 304p. 1973.

ULABY, F.T.; ALLEN, C.T.; EGER, G.; KANEMASU, E. Relating the microwave backscattering coefficient to leaf area index. **Remote Sensing Environment**, v.14, n.1-3, p.113-133, 1984.

VALADÃO, R.C. **Evolução de Longo-Termo do Relevo do Brasil Oriental: desnudação, superfície de aplanamento e movimentos crustais**. Salvador, BA: UFB, 1998. 243f. Tese (Doutorado em Geociências) - Universidade Federal da Bahia, Salvador.

WANG, H., ELLIS, E.C., Spatial accuracy of orthorectified IKONOS imagery and historical aerial photographs across five sites in China. **International Journal of remote Sensing**, v.26, 1893-1911. 2005.

WARING, R.H.; WAY, J.; HUNT JÚNIOR, E.R.; MORRISSEY, L.; RANSON, K.J.; WEISHAMPEL, J.F.; OREM, R.; FRANKLIN, S.E. Imaging radar for ecosystems studies. **BioScience**. v.45, p.715-723, 1995

WATZLAWICK, L.F. **Estimativa de biomassa e carbono em Floresta Ombrófila Mista e plantações florestais a partir de dados de imagens do satélite Ikonos II**. Curitiba, PR: UFPR, 2003. 119f. Tese (Doutorado em Ciências Florestais) - Universidade Federal do Paraná, Curitiba.

XAVIER, A.C. **Estimativa de propriedades biofísicas de plantações de eucaliptos a partir de dados Landsat-TM**. São José dos Campos, SP: INPE, 1998, 98f. Tese (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Dissertação de Mestrado. São José dos Campos.

YANASSE, C.C.F., SANT'ANNA, S.J.S., FRERY, A., RENNÓ, C.D., SOARES, J.V., LUCKMAN, A. Exploratory study of the relationship between tropical forest regeneration tages and SIR-C L- and C-data. **Remote Sensing of Environment**, v.59, p.180-190, 1997.

APÊNDICE A

TABELA 1 – Inventário florestal das parcelas de estudo

Código da Parcela	Biomassa (t/ha)	Volume Total (m ³ /ha)	DAP Médio (cm)	Altura Média (m)	Área Basal (m ² /Ha)	Número De árvores (n ^o /Ha)	Idade (anos)	Área da Parcelas (m ²)
1	97,57	206,64	14,6	24,04	18,44	1102,26	4,13	290,79
2	103,20	216,82	15,74	24,98	18,84	968,59	4,34	243,14
3	107,58	224,33	15,61	24,44	20,3	1060,3	4,54	307,87
4	124,20	258,88	15,54	26,53	20,92	1103,57	4,55	328,47
5	107,71	224,52	15,4	24,36	19,94	1071,21	4,55	304,99
6	121,39	253,03	15,83	26,28	20,97	1065,64	4,55	262,75
7	112,26	234	15,62	25,2	20,3	1060,12	4,55	233,68
8	114,13	237,89	16,63	24,13	21,64	996,49	4,55	245,53
9	113,14	235,74	14,83	22,47	21,88	1267,59	4,56	287,88
10	113,08	235,62	16,22	24,57	21,31	1031,88	4,56	296,85
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
100	143,89	288,03	16,74	28,23	20,79	944,82	5,73	320,04
101	136,41	273,06	17,5	26,79	22,35	929,46	5,73	297,03
102	128,66	257,55	17,48	26,71	21,42	892,31	5,73	269,36
103	170,55	341,08	17,28	27,6	26,95	1149,77	5,76	329,68
104	135,53	271,05	16,65	26,06	22,95	1053,7	5,76	284,66
105	150,33	300,63	17,85	25,34	26,31	1051,63	5,76	307,33
106	122,07	244,13	16,02	25,48	20,92	1038,42	5,76	233,48
107	114,02	228,03	16,64	22,69	22,34	1027,86	5,76	292,7
108	138,33	276,64	16,53	27,87	21,21	988,59	5,76	261,35
109	141,31	282,42	16,94	25,1	22,92	1017,03	5,78	250,28
110	107,00	213,32	15,84	23,69	18,95	962	5,86	323,2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	292,9
200	115,54	216,76	14,95	24,46	18,56	1057,62	8,15	306,9
201	153,46	287,9	17,77	26,46	22,78	918,39	8,15	274
202	142,16	265,37	15,52	26,37	22,19	1173,33	8,38	285,4
203	142,09	265,24	15,73	25,97	21,88	1125,33	8,38	286
204	143,81	268,44	15,54	28,05	21,03	1108,87	8,38	253,34
205	146,07	272,66	17,31	26,89	23,03	978,26	8,38	311,6
206	141,71	264,53	16,57	28,29	19,69	912,94	8,38	353,1