

JOÃO FLÁVIO COSTA DOS SANTOS

**CORREÇÕES TOPOGRÁFICAS PARA ANÁLISES AMBIENTAIS EM ÁREA DO
DOMÍNIO MATA ATLÂNTICA**

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*.

Orientador: José Marinaldo Gleriani

**VIÇOSA - MINAS GERAIS
2021**

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da Universidade
Federal de Viçosa - Campus Viçosa**

T

Santos, João Flávio Costa dos, 1991-
S237c Correções topográficas para análises ambientais em área do
2021 domínio Mata Atlântica / João Flávio Costa dos Santos. –
Viçosa, MG, 2021.

1 tese eletrônica (101 f.): il. (algumas color.).

Inclui apêndices.

Orientador: José Marinaldo Gleriani.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa,
Departamento de Engenharia Florestal, 2021.

Inclui bibliografia.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2023.491>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Paisagens fragmentadas - Mata Atlântica.
2. Sensoriamento remoto. 3. Topografia - Mata Atlântica.
4. Corredores ecológicos. 5. Florestas - Reprodução. I. Gleriani,
José Marinaldo, 1966-. II. Universidade Federal de Viçosa.
Departamento de Engenharia Florestal. Programa de
Pós-Graduação em Ciência Florestal. III. Título.

GFDC adapt. CDD 22. ed. 634.9585

JOÃO FLÁVIO COSTA DOS SANTOS

**CORREÇÕES TOPOGRÁFICAS PARA ANÁLISES AMBIENTAIS EM ÁREA DO
DOMÍNIO MATA ATLÂNTICA**

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: 3 de dezembro de 2021.

Assentimento:

Documento assinado digitalmente
 JOAO FLAVIO COSTA DOS SANTOS
Data: 14/08/2023 13:59:01-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

João Flávio Costa dos Santos
Autor

Documento assinado digitalmente
 JOSE MARINALDO GLERIANI
Data: 14/08/2023 15:46:53-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

José Marinaldo Gleriani
Orientador

DEDICO

Ao Deus, todo poderoso, pela vida.

Minha mãe, Claudinéa Almeida, e pai, Sebastião Carlos dos Santos

Meu irmão, Fábio Costa dos Santos.

AGRADECIMENTOS

A Deus.

À família.

Ao orientador.

Aos membros da banca.

Aos professores.

Aos amigos de laboratório.

Aos amigos da pós-graduação.

Aos funcionários do DEF.

À Universidade Federal de Viçosa.

Aos amigos da República Rebordosa.

Agradeço.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

RESUMO

SANTOS, João Flávio Costa dos, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, dezembro de 2021. **Correções topográficas para análises ambientais em área do domínio Mata Atlântica**. Orientador: José Marinaldo Gleriani.

O cenário atual de intensa fragmentação da Mata Atlântica brasileira é resultado de uma série de ciclos de exploração econômica que promoveram a substituição da cobertura florestal original. Estima-se que restem 12.4% de remanescentes florestais para os quais o monitoramento constante e programas de conservação são necessários. O sensoriamento remoto orbital viabiliza o monitoramento contínuo da integralidade da área de domínio do bioma e possibilita uma série de análises ambientais para a tomada de decisão. O Capítulo 1 deste trabalho apresenta e discute os modelos de correção topográfica. Como a maior parte da Mata Atlântica está em áreas de relevo movimentado (domínio morfoclimático de mares de morros) pode ser observado um efeito topográfico nas imagens dos sensores orbitais. Esse efeito é caracterizado pela diferença de brilho em uma mesma classe de cobertura da terra provocado pela combinação entre ângulos solares do terreno. Existe várias abordagens desenvolvidas para superar esse efeito e, desse modo, facilitar classificações automáticas, comparação de séries temporais e cálculo de índices espectrais. Neste trabalho foi proposta uma adaptação ao Modelo de Minnaert como forma de melhorar seu desempenho. No Capítulo 2 o modelo de correção topográfica proposto foi utilizado para facilitar a avaliação da evolução da cobertura florestal em uma área de Mata Atlântica no intervalo compreendido entre 1985 e 2021. A partir dessas informações, foram identificados padrões de ocorrência de regeneração natural espontânea, definiu-se áreas de maior potencial de regeneração e utilizou-se essas áreas como prioritárias para o traçado de corredores ecológicos entre unidades de conservação. A ideia central desse capítulo foi propor uma metodologia que permitisse a redução da subjetividade nesse tipo de modelagem ambiental.

Palavras-Chave: Mata Atlântica. Correções Topográficas. Corredores Ecológicos. Regeneração Natural.

ABSTRACT

SANTOS, João Flávio Costa dos, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, December, 2021. **Topographic correction for environmental analysis in an area of the Atlantic Forest domain.** Adviser: José Marinaldo Gleriani.

The current scenario of intense fragmentation of the Brazilian Atlantic Forest is the result of a series of economic exploitation cycles that promoted the replacement of the original forest cover. It is estimated that 12.4% of forest remnants are still for which constant monitoring and conservation programs are necessary. Orbital remote sensing enables continuous monitoring of the entirety of the domain area and enables a series of environmental analyzes for decision-making. Chapter 1 of this work presents and discusses topographic correction models. As most of the Atlantic Forest is in areas of shifted relief (morphoclimatic domain of hilly seas) a topographical effect can be seen in the images of orbital sensors. This effect is characterized by the difference in brightness in the same land cover class caused by the combination of the terrain's solar angles. There are several approaches developed to overcome this effect and thus help automatic classifications, comparison of time series and calculation of spectral indices. In this work, an adaptation to the Minnaert Model was proposed to improve its performance. In Chapter 2, the proposed topographic correction model was used to ease the assessment of the evolution of forest cover in an area of Atlantic Forest in the interval between 1985 and 2021. Based on this information, patterns of occurrence of spontaneous natural regeneration were found, defined areas with the greatest potential for regeneration were identified and these areas were used as priorities for drawing up ecological corridors between conservation units. The main idea of this chapter was to propose a method that would allow the reduction of subjectivity in this type of environmental modeling.

Keywords: Atlantic Forest. Topographic Corrections. Ecological Corridors. Natural regeneration.

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1.....	9
Modelos de correção topográfica e adaptações do modelo de Minnaert.....	9
1. INTRODUÇÃO.....	10
2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	11
2.1. Atenuação Atmosférica	11
2.2. Correção Topográfica.....	15
3. OBJETIVOS	24
4. MATERIAL E MÉTODOS.....	24
4.1. Área de Estudo.....	25
4.2. Material	25
4.3. Pré-processamento.....	26
4.4. Correções topográficas	28
4.4.1. Experimento 1 – Definição dos Coeficientes de Minnaert.....	28
4.4.2. Experimento 2 – Efeitos da correção atmosférica nos coeficientes de Minnaert.....	30
4.4.3. Experimento 3 – Metodologia para definição de coeficientes de Minnaert por pixels.	31
4.5. Avaliações	33
4.5.1. Classificação de imagens	34
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	35
5.1. Formas de obtenção dos coeficientes de Minnaert.....	36
5.2. Efeitos da correção atmosférica nos coeficientes de Minnaert	39
5.3. Coeficientes de Minnaert por Pixel.....	44
5.4. Avaliação das imagens corrigidas.....	47
5.4.1. Redução da dependência	47
5.4.2. Comparação das Medianas.....	49

5.4.3. Homogeneidade da Classe.....	50
5.5. Efeitos das correções na classificação de imagens	55
6. CONCLUSÃO.....	58
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
CAPÍTULO 2.....	65
Potencial de regeneração espontânea como critério de conexão para fragmentos florestais	65
1. INTRODUÇÃO	66
2. MATERIAL E METODOS	68
3. RESULTADOS E DISCUSSÃO	75
4. CONCLUSÕES.....	92
5. REFERÊNCIAS	93

CAPÍTULO 1

Modelos de correção topográfica e adaptações do modelo de Minnaert

Resumo do Capítulo: Em áreas de topografias não planas, combinações entre os ângulos solares e do terreno geram o efeito topográfico em imagens orbitais, que pode ser identificado pelo maior brilho da encosta orientada para o sol em relação à vertente oposta. Existe uma série de modelos desenvolvidos para fins dessa correção topográfica. Neste capítulo o modelo de Minnaert é apresentado, discutido e uma adaptação é proposta. Avaliaram-se formas de obtenção dos coeficientes, compararam-se a correção topográfica em imagem em reflectância no topo da atmosfera com imagens em reflectância da superfície corrigidas por diferentes abordagens de subtração do objeto escuro; e propôs-se uma nova forma de correção, aplicando coeficientes de Minnaert pixel a pixel. Os resultados indicam que o método de obtenção dos coeficientes de Minnaert influencia na qualidade da correção, sendo mais indicada a estratificação da amostra como forma de tentar que todas as condições de iluminação do terreno sejam contempladas; quando aplicado em imagens em reflectância no topo da atmosfera o modelo de Minnaert aumenta a variabilidade espectral intraclasses principalmente nas bandas de menor comprimento de onda e por isso recomenda-se que os modelos sejam aplicados em imagens em reflectância de superfície; os coeficientes de Minnaert são por vezes tratados na literatura como a Constante de Minnaert. Os resultados deste trabalho indicam que quando calculados pixel a pixel, ou seja, um valor variável em função da condição de iluminação local, o modelo de Minnaert tem um desempenho superior. Constatou-se a redução das sobrecorreções comuns no modelo tradicional e a melhoria em classificações automáticas após a utilização do modelo de Minnaert pixel a pixel aqui apresentado.

1. INTRODUÇÃO

O bom uso de informações obtidas com imagens orbitais incluiu etapas de pré-processamento para correções de distorções geométrica, radiométrica e temporal. As correções atmosféricas, por exemplo, viabilizam que séries históricas e índices espectrais, sejam comparados com rigor científico (Song et al., 2001).

Em áreas montanhosas, além da atmosfera, o sinal recebido pelo sensor orbital imageador é afetado por variações nos ângulos de incidência solar. Em encostas voltadas para o Sol há predomínio da incidência de radiação direta e nas vertentes opostas predomina a interação com a radiação difusa. Nas imagens, é comum observar maior brilho nas vertentes diretamente iluminadas em relação às encostas opostas, o que implica em uma variabilidade radiométrica em coberturas do mesmo tipo e sob uma mesma atmosfera (Chuvieco e Huete, 2010). Esse *efeito topográfico* ocorre em função da inclinação e da orientação da superfície em combinação com os ângulos zenital e azimutal solar (Holben e Justice, 1980) e, desde 1980, vem motivando o desenvolvimento de modelos de correção topográfica.

O efeito topográfico nas imagens de sensores orbitais reduz a exatidão das classificações automáticas (Colby e Keating, 1998), dificulta a fotointerpretação, interfere em valores dos índices espectrais (Moreira et al., 2016) e prejudica a comparação de imagens em séries históricas (Hantson e Chuvieco, 2011). Por isso, no monitoramento orbital de áreas não planas, o uso de modelos de correção topográfica é um pré-processamento tão importante quanto as correções atmosféricas (Hantson e Chuvieco, 2011).

Vários modelos de correção topográfica têm sido propostos e avaliados. Um dos modelos lambertianos mais citados, desenvolvido por Smith et al. (1980) é conhecido por Modelo de Minnaert. O nome é uma referência ao astrônomo belga Marcel Gilles Jozef Minnaert (1893-1970), que propôs uma equação para descrever a rugosidade da lua (Minnaert, 1941) cujos princípios serviram de base para o desenvolvimento do modelo de correção topográfica. Embora a aplicação original tenha se desenvolvido sob as condições da superfície lunar, a correção Minnaert vem sendo amplamente utilizada para a obtenção da reflectância normalizada para alvos na superfície terrestre. Ou seja, as mesmas condições para a modelagem da radiação que chega à superfície da Lua vêm sendo empregadas na modelagem da

radiação que chega à superfície da Terra, mesmo com diferenças significativas nas atmosferas (praticamente inexistente na lua). Esse modelo será apresentado com detalhes no tópico 2.2.

Neste capítulo, serão abordados aspectos teóricos dos modelos de correções atmosféricas e topográficas e aplicações do Modelo de Minnaert. Como forma de aprimorar as aplicações da correção Minnaert foi proposta e avaliada uma metodologia para obtenção de coeficientes por pixel.

2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Atenuação Atmosférica

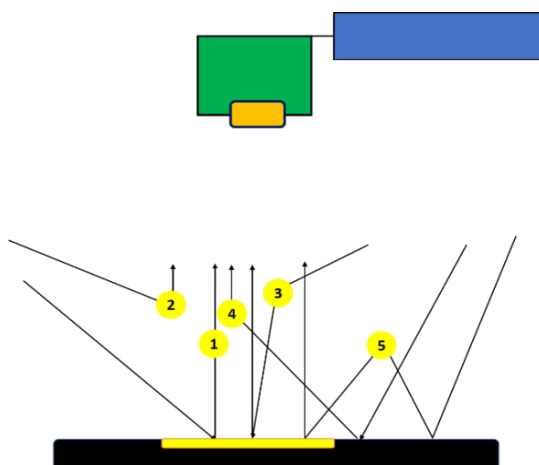
A atmosfera terrestre é um meio complexo e dinâmico composto principalmente por gases e materiais particulados. A atmosfera gasosa é composta por gases permanentes, tais qual o Nitrogênio (78%), o Oxigênio (20,90%) e o Argônio (0,90%), e gases de concentração variável, como por exemplo, o vapor d'água (Liou, 2002). A concentração de vapor d'água varia tanto no tempo quanto no espaço, sendo influenciada pelas condições atmosféricas (Latorre et al., 2002).

No grupo dos materiais particulados atmosféricos estão os aerossóis, os cristais de gelo e as gotículas de água. Os aerossóis são partículas com raio entre 0,1 e 10 μ m que se formam quando partículas de água e gelo se associam a sais minerais. Os aerossóis são produzidos tanto por processos naturais (tempestade de poeira e atividade vulcânica) quanto antrópicos (queima de combustíveis e biomassa vegetal) e são mais concentrados próximos às suas fontes, sendo, geralmente, removidos com facilidade pela precipitação.

A principal fonte de radiação eletromagnética (REM) para a Terra é o Sol e, antes de alcançar a superfície terrestre, a REM interage com a atmosfera terrestre. As bandas espectrais dos sensores são estrategicamente escolhidas em porções do espectro que são menos afetadas pela absorção gasosa na atmosfera, regiões conhecidas por janelas atmosféricas (Mather e Tso, 2016). Já o espalhamento e absorção por aerossóis não podem ser evitados devido à sua variação no tempo e no espaço.

Na interação da REM com os constituintes atmosféricos podem ocorrer desvios aleatórios na direção da propagação, o que caracteriza o espalhamento atmosférico. Da mesma forma, a REM refletida pelos alvos terrestres pode sofrer desvios aleatórios antes de ser detectada por sensores orbitais (Figura 1). Desse modo, a atmosfera terrestre altera o fluxo de energia proveniente dos alvos e que será detectado pelos sistemas sensores (Latorre et al., 2002). Essas alterações se dão principalmente em forma de espalhamento e absorção por gases e aerossóis, o que provoca um efeito denominado de *atenuação atmosférica* (Slater, 1980).

Figura 1 - Interações da radiação eletromagnética com a atmosfera terrestre, com o elemento de interesse e com o meio circundante: 1 - Radiação Direta; 2- Espalhamento direto do topo da atmosfera – (path); 3- Radiação Difusa; 4 - Contribuição do meio circundante (surround); 5- Espalhamento.



O espalhamento atmosférico acontece em todos os comprimentos de onda e pode ser ocasionado pelas moléculas muito pequenas dos gases ($\sim 10^{-8}$ cm) até as grandes gotas ou partículas de gelo (1 cm). A intensidade do espalhamento, no entanto, depende da relação entre tamanho da partícula e comprimentos de onda incidente (Liou, 2002). A depender dessa relação os espalhamentos podem ser classificados em Espalhamento *Rayleigh*, *Mie* e não-seletivos.

O espalhamento *Rayleigh* ocorre quando as partículas têm diâmetro inferior ao comprimento de onda incidente. Devido à predominância de pequenas partículas na atmosfera (gases) esse espalhamento é o predominante e explica, por exemplo, a coloração azul do céu. Os menores comprimentos de onda são mais espalhados.

Quando o comprimento de onda incidente tem tamanho comparável ao das partículas, ocorre o espalhamento *Mie*. Já no caso de partículas maiores que os comprimentos de onda incidentes, ocorre o tipo de espalhamento não seletivo (todos os comprimentos de onda do visível, por exemplo, são espalhados, o que confere coloração branca às nuvens).

Se a radiação incidente é espalhada de forma simétrica em relação à direção de incidência da onda caracteriza-se um espalhamento isotrópico. As partículas menores tendem a promover um espalhamento mais isotrópico e a complexidade da direção de espalhamento aumenta em partículas maiores (Liou, 2002). Consequentemente, uma aproximação lambertiana é mais válida para os menores comprimentos de onda e, à medida que o comprimento de onda aumenta torna-se mais expressivo o comportamento anisotrópico (Kleipool et al., 2008).

Dessa forma, conhecer as condições atmosféricas no momento de aquisição das imagens orbitais é necessário para a correção e correta interpretação das informações. A correção atmosférica é uma etapa de pré-processamento de imagens que tem o objetivo de reduzir as interferências da atmosfera na reflectância dos alvos e viabilizar, desta forma, a interpretação de imagens e a comparação multitemporal.

Algumas abordagens para a recuperação de valores de reflectância de superfície propõem o uso de códigos de transferência radioativa. Esse é o caso, por exemplo, do *Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum - 6S* (Vermote et al., 1997) e do *Moderate Resolution Atmospheric Transmission - MODTRAN* (Berk et al., 2014). Para que obtenham bons resultados, essas correções requerem medições precisas das propriedades ópticas atmosféricas no momento da aquisição da imagem (Song et al., 2001). Estas medições estão frequentemente indisponíveis ou têm qualidade questionável, o que torna a correção atmosférica de rotina mais difícil.

As rotinas mais comuns utilizam parâmetros de correções encontrados nas próprias imagens. Esse é o caso, por exemplo, dos métodos de subtração do pixel escuro (*Dark Object Subtraction – DOS*). Esse modelo considera que pixels que deveriam ser escuros, com reflectância próxima de zero, e que têm valores digitais, são exemplos da interferência da atmosfera (Chavez Jr., 1996). Esse é o caso, por exemplo, de lagos profundos. Tomando como base a Equação 1, de obtenção da

reflectância espectral na superfície, Song et al (2001), revisaram e apresentaram quatro variações do método DOS (Tabela 1).

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi(L_{\lambda} - L_p)d^2}{(T_v(E_{\lambda} \cos\theta_z T_z + E_{dif}))} \quad (1)$$

onde: ρ_{λ} – reflectância espectral na superfície; π – constante [sr]; L_{λ} - radiância espectral detectada pelo sensor [$\text{W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$]; L_p - radiância difusa ascendente introduzida pelo espalhamento atmosférico no campo de visada do sensor [$\text{W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$]; d - distância Terra-Sol [unidades astronômicas]; T_v - transmitância atmosférica entre a superfície e o sensor [adimensional]; T_z - transmitância atmosférica entre o topo da atmosfera e a superfície [adimensional] e E_{dif} - irradiância difusa introduzida pelo espalhamento atmosférico na trajetória descendente da radiação à superfície [$\text{W.m}^{-2}.\mu\text{m}^{-1}$].

Tabela 1 - Obtenção dos parâmetros transmitância atmosférica entre a superfície e o sensor (T_v) e entre o topo da atmosfera e a superfície (T_z) e irradiância difusa descendente (E_{dif}) para variações do método de subtração de pixel escuro (DOS) (SONG et al., 2001)

Método	T_v	T_z	E_{dif}
DOS1	1,0	1,0	0,0
DOS2	1,0	$\cos(\theta_s)$	0,0
DOS3	$e^{-\tau_r / \cos\theta_v}$	$e^{-\tau_r / \cos\theta_s}$	Rayleigh (6S)
DOS4	$e^{-\tau / \cos\theta_v}$	$e^{-\tau_v / \cos\theta_s}$	πL_p

τ_r é a espessura ótica da atmosfera para espalhamento Rayleigh no DOS3 (adimensional) e τ é a espessura ótica da atmosfera para espalhamento Rayleigh no DOS4 (adimensional).

Em função do espalhamento atmosférico, um objeto de natureza escura apresenta-se com uma maior refletância (aparente) em imagens orbitais (Chavez Jr., 1988). No entanto, assumindo que mesmo os alvos mais escuros possuem 1% de reflectância, a radiância atmosférica pode ser determinada a partir da Equação 2 (Chavez Jr., 1988; Song et al., 2001).

$$L_p = G.Q_{dark} + B - 0.01((ESUN_{\lambda} \cos\theta_z).T_z + E_{dif}).\frac{T_v}{\pi} \quad (2)$$

Em que: G – fator de ganho específico de cada banda $[(W/(m^2 \text{ sr } \mu m))/DN]$; B – fator de bias específico de cada banda $[W/(m^2 \text{ sr } \mu m)]$ – os valores de G e B são publicados por Chander et al. (2009). Q_{dark} – Número Digital do alvo escuro [DN].

No método DOS1 (Chavez Jr., 1989), a atmosfera é considerada transparente tanto na trajetória sol-superfície quanto na trajetória superfície-sensor. Além disso, não se considera efetiva a contribuição da irradiância pela atmosfera na trajetória descendente da radiação. A Radiância difusa passa a ser considerada pelo DOS3 e pelo DOS4.

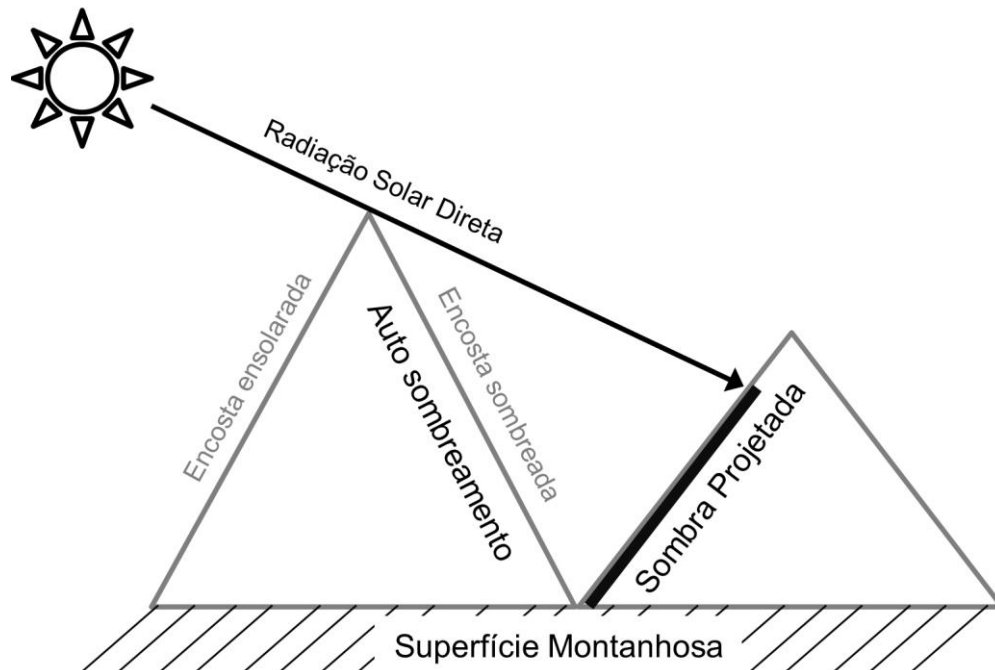
A radiação difusa (E_{dif}) pode ser modelada de diferentes maneiras. Conforme Clark et al. (2010) e Song et al. (2001) o método DOS3 considera que a radiação difusa pode ser estimada de forma simplificada pelo espalhamento Rayleigh, desconsiderando, assim, o espalhamento promovido por aerossóis. A atmosfera Rayleigh pode ser estimada por um código de transferência radiativa, tal qual o 6S (Vermote et al., 1997). Já para o DOS4, E_{dif} é estimada a partir do valor da radiação atribuída ao espalhamento atmosférico (L_p) multiplicada por π [sr^{-1}] (Equação 3) (Song et al., 2001):

$$E_{dif} = \pi.L_p \quad (3)$$

2.2. Correção Topográfica

Nas imagens de sensores orbitais captadas em regiões montanhosas é possível identificar dois tipos de sombreamentos: as sombras provocadas pela orientação da encosta em relação ao Sol (auto sombreamento) e as sombras projetadas das encostas adjacentes (*cast shadows*) como representado na Figura 2. Embora existam metodologias para a correção dos *cast shadows* (por exemplo, Li et al., (2016)), este trabalho concentra-se apenas na correção do auto sombreamento.

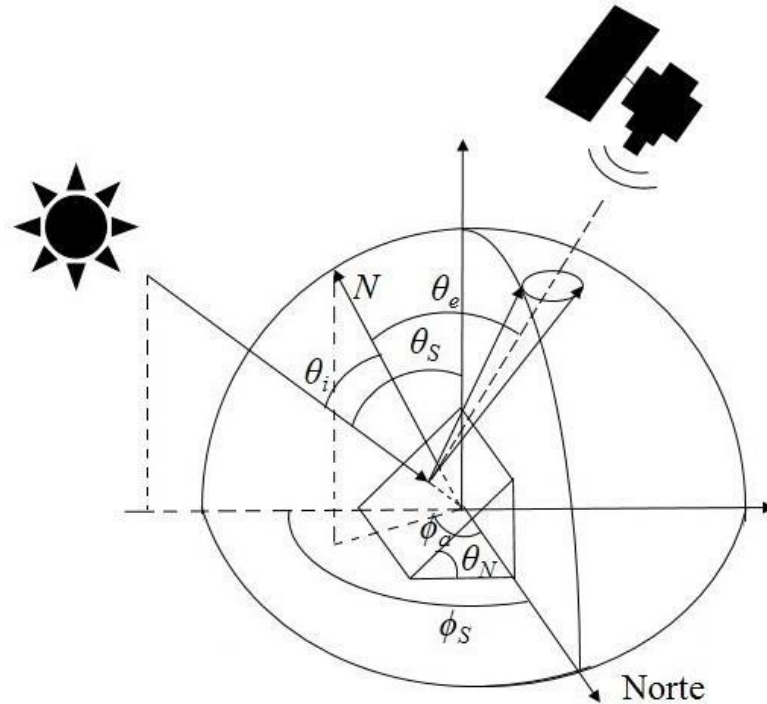
Figura 2 - Representação dos dois tipos de sombreamento que ocorrem em superfícies montanhosas



Existem várias abordagens desenvolvidas com propósito de atenuar o efeito topográfico em regiões montanhosas. A metodologia mais simples consiste na razão entre bandas espectrais (Jensen, 1996). Apesar de reduzir a variação espectral causada pela topografia (Colby, 1991), observa-se também uma redução na capacidade de distinção de alvos com albedos parecidos. A partir da década de 1980, uma série de modelos empíricos, fundamentados na indecência da luz no terreno, também foi desenvolvida (Colby, 1991; Smith et al., 1980; Teillet et al., 1982).

No instante de detecção da imagem pelo sensor, a iluminação do terreno varia em função dos ângulos zenital (θ_z) e azimutal solar (θ_N), bem como pela inclinação (ϕ_s) (que é equivalente ao ângulo zenital normal à superfície) e face de exposição do terreno (ϕ_N). O ângulo definido entre a normal ao terreno e os raios solares incidentes caracteriza o ângulo de incidência (θ_i), o qual pode variar matematicamente entre 0 e 180° (Figura 3).

Figura 3 - Geometria de visada da radiação solar incidindo sobre uma superfície inclinada. N é a normal à superfície inclinada, θ_i é o ângulo efetivo de incidência, θ_e é o ângulo efetivo de visada, ϕ_a é o ângulo azimutal do terreno, ϕ_S é o ângulo azimutal solar e θ_N é o ângulo de inclinação do terreno



Fonte: Velloso (2016).

Na prática, as áreas mais iluminadas têm valores de θ_i próximos a zero e áreas pouco iluminadas próximas a 90° . Ângulos de incidência maiores que 90° caracterizam áreas que são totalmente sombreadas, isso é, não recebem radiação solar direta. Conhecendo-se os ângulos de posição do Sol e do terreno, o ângulo de incidência pode ser determinado pela lei dos cossenos da trigonometria esférica (Equação 4) (Holben e Justice, 1980; Smith et al., 1980).

$$\cos\theta_i = \cos\phi_s \cdot \cos\theta_z + \sin\phi_s \cdot \sin\theta_z \cdot \cos(\theta_N - \phi_N) \quad (4)$$

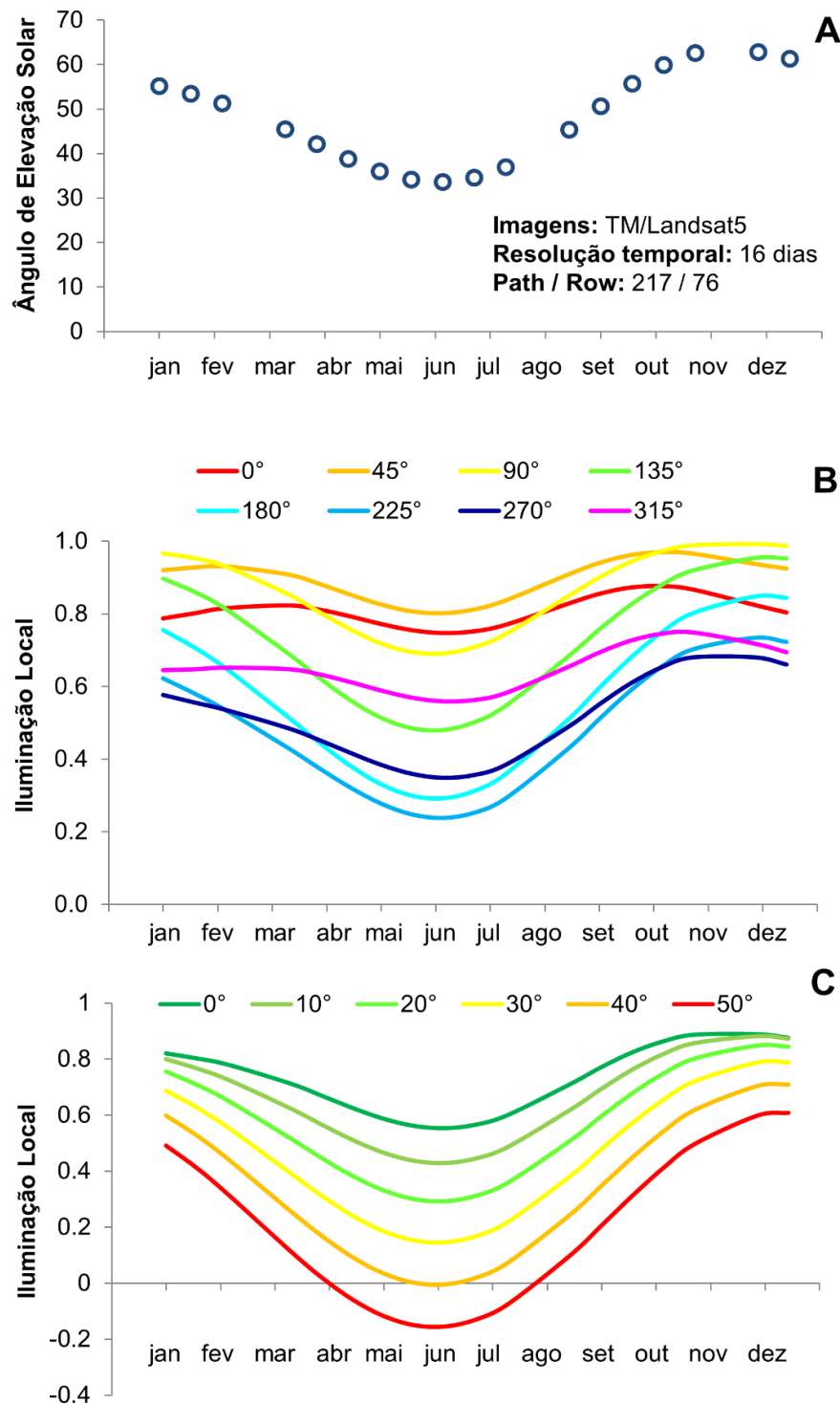
As informações do terreno podem ser derivadas de modelos digitais de elevação (MDE) obtidos a partir de curvas de nível ou que tenham resolução espacial comparável às imagens (Riano et al., 2003). Já informações da posição solar, variam conforme a órbita/ponto e o momento de aquisição das imagens e normalmente podem ser obtidas nos metadados.

Os valores de $\cos\theta_i$ caracterizam a iluminação local (IL) e podem assumir valores entre -1 e 1. Quando próximo à zero, caracterizam áreas pouco iluminadas

(ângulo de elevação próximo a zero, ângulo zenital solar $\sim 90^\circ$), já valores em torno de 1 representam áreas com iluminação máxima (com elevação solar próxima de 90° e ângulo zenital solar $\sim 0^\circ$). Em áreas totalmente sombreadas o *IL* pode assumir valores nulos ou negativos, uma vez que nesses locais não há incidência da radiação solar direta no instante da passagem do satélite.

A Figura 4 ajuda a compreender a dinâmica do ângulo de iluminação ao longo do ano. Considerando-se a órbita/ponto 2017/076 do TM/Landsat 5 (coordenadas centrais $23^\circ 05' 46.25''\text{S}$ e $43^\circ 30' 37.87''\text{W}$) o Sol tem as menores elevações no mês de junho, época na qual espera-se um maior efeito do sombreamento topográfico. Considerando uma inclinação fixa de 20° , para diferentes faces de exposição tem-se que: as faces Sul, Sudoeste e Oeste têm os menores valores de iluminação local ao longo do ano (recebem menos radiação direta). A Variação absoluta ao longo do ano é maior na face Sul e Sudoeste. Considerando uma face com orientação sul (180°) e variando as faixas de inclinação, tem-se que: Quanto maior a inclinação, mais pronunciado o efeito topográfico (menor o ângulo de iluminação). Quando a elevação solar é baixa, a iluminação Local pode ter valores negativos, o que indica áreas totalmente sombreadas.

Figura 4 - Dinâmica da iluminação local em uma área coberta pela órbita ponto 217/076 do TM/Landsat5. A - Variação do ângulo de elevação solar ao longo do ano; B - Variação da iluminação local segundo a face de exposição em áreas com inclinação de 20°; C – Variação da iluminação local segundo a inclinação em áreas com face de exposição de 180° (faces sul)



Os modelos de correção topográfica empíricos são geralmente classificados em lambertianos (ou isotrópicos) e não lambertianos (ou anisotrópicos). As abordagens lambertianas são mais simplistas, pois assumem que as superfícies são

livres de rugosidade e refletem a luz incidente de maneira uniforme em todas as direções. Já os métodos não lambertianos consideram a rugosidade e as diferenças nos ângulos de incidência e reflexão da luz (função de distribuição de refletância bidirecional, BRDF) (Smith et al., 1980; Teillet et al., 1982).

Uma das primeiras abordagens lambertianas foi descrita por Smith et al. (1980) pela Equação 5:

$$L_n = \frac{L}{\cos\theta_i} \quad (5)$$

em que: L_n – radiância normalizada (isto é, $i = 0$); L – radiância observada (no terreno inclinado). Quando o Sol não está no zênite, a correção da radiância de uma superfície inclinada para a radiância de uma superfície horizontal projetada pode ser alcançada pela Equação 6 (Teillet et al., 1982).

$$L_h = L_t \frac{\cos\theta_z}{\cos\theta_i} \quad (6)$$

O método lambertiano de Teillet et al. (1982) é comumente denominado de Correção Cosseno, e também descrito em termos de reflectância (Riano et al., 2003; Richter et al., 2009) conforme a Equação 7.

$$\rho_h = \rho_t \frac{\cos\theta_z}{\cos\theta_i} \quad (7)$$

em que: ρ_h – reflectância na superfície horizontal (normalizada); ρ_t – reflectância na superfície inclinada e θ_z -ângulo zenital solar.

Como é difícil encontrar superfícies na Terra que tenham um comportamento lambertiano, há um grande erro associado a essa modelagem, sendo comum observar uma sobrecorreção em locais pouco iluminados. Smith et al., (1980) concluem que, para obter resultados satisfatórios, a aplicação desses modelos deve acontecer em condições bem restritas, por exemplo: inclinação menor que 25° e ângulo de iluminação menor que 45°. Ainda, para locais com $\cos\theta_i = 0$, a Equação 5 não pode ser resolvida retornando pixels de *no data* (Lima e Ribeiro, 2014). O modelo cosseno é capaz de modelar apenas a irradiância direta, uma vez que não

há adição de fatores como a variação espectral entre bandas dos sensores (Li et al., 2012; Lu et al., 2008; Riano et al., 2003).

Dentre os métodos não-lambertianos, o modelo de Minnaert é amplamente utilizado. Essa correção fundamenta-se na função fotométrica de Minnaert (1941), que propôs uma Equação semiempírica para descrever a rugosidade da superfície da Lua, e foi primeiramente utilizado por Smith et al. (1980) para a obtenção da reflectância normalizada a partir de imagens orbitais. Nesse modelo, a radiância é dada pela Equação 8:

$$L(\lambda, e) = L_n(\lambda) \cdot \cos^{k(\lambda)} \theta_i \cdot \cos^{k(\lambda)-1} \theta_e \quad (8)$$

em que: θ_e – ângulo efetivo de visada, formado entre o ângulo de visada do sensor e a trajetória normal à superfície. Quando a visada do sensor é aproximadamente ao nadir, como no caso dos sensores da série Landsat, pode assumir-se que $\theta_e = \theta_n$, isto é, equivalente à inclinação do terreno (Mather e Tso, 2016); k – coeficiente de Minnaert para a banda espectral (Minnaert, 1941). Aplicando-se as propriedades das potências, a Equação 8 pode ser reescrita como:

$$L \cdot \cos e = L_n \cdot \cos^k \theta_i \cdot \cos^k \theta_e \quad (9)$$

E finalmente a radiância normalizada pode ser obtida pela Equação 10.

$$L_n = \frac{L \cdot \cos \theta_e}{\cos^k \theta_i \cdot \cos^k \theta_e} \quad (10)$$

O coeficiente k descreve a função de distribuição da reflectância bidirecional (BRDF) na superfície, o tipo de espalhamento e a rugosidade da superfície (Mather e Tso, 2016). Quando $k = 1$ representa um comportamento lambertiano (isotrópico), com a Equação 10 igualando-se à Equação 5. Já a redução no valor de k indica o aumento do comportamento especular (não-lambertiano) (Smith et al., 1980). Para uma superfície não lambertiana a constante de Minnaert pode ser obtida pela linearização da Equação 10 e aplicação de regressão linear (Colby, 1991) (Equação 11).

$$\text{Log}(L \cdot \cos \theta_e) = \text{Log} L_n + k \cdot \text{Log}(\cos \theta_i \cdot \cos \theta_e) \quad (11)$$

considerando que: $y = \text{Log} (L \cdot \cos\theta_e)$, variável resposta; $x = \text{Log} (\cos\theta_i \cdot \cos\theta_e)$, variável independente e; $b = \text{Log} L_n$, o coeficiente de Minnaert (k) pode ser determinado adotando-se a forma linear $y = kx + b$, com k sendo, portanto, o coeficiente de inclinação da reta.

Uma variação da Equação 10 é proposta por Ekstrand (1996) para casos em que o ângulo zenital solar diverge de zero, segundo a Equação 12.

$$L_n = L \cdot \frac{\cos\theta_e \cdot \cos^k \theta_z}{\cos^k \theta_i \cdot \cos^k \theta_e} \quad (12)$$

onde $\cos^k z$ explica o fato de que o Sol não está no zênite.

Embora o coeficiente k seja originalmente denominado de Constante de Minnaert, há literaturas que indicam o melhor desempenho do modelo de Minnaert quando k tem valores variáveis. Ekstrand (1996) testou iterativamente funções que estimam o valor de k para diferentes ângulos de iluminação local ($\cos\theta_i$) e constatou que um único valor de coeficiente de Minnaert (k) não é suficiente para corrigir todas as inclinações e faces de orientação. Durante as análises, o autor percebeu que a variável inclinação do terreno (nos termos $\cos\theta_e$ no numerador e $\cos^k\theta_e$ no denominador da Equação 12) foi uma restrição na correção para encostas não voltadas para o Sol. Assim, o autor propôs que a correção fosse aplicada segundo a Equação 13:

$$L_n = L \cdot \left(\frac{\cos\theta_z}{\cos\theta_i} \right)^k \quad (13)$$

Essa variação do Modelo de Minnaert é empregada com frequência, e também descrita em termos de reflectância no topo da atmosfera ou da superfície (Hantson e Chuvieco, 2011; Riano et al., 2003; Soenen et al., 2005), conforme a Equação 14.

$$\rho_h = \rho_t \left(\frac{\cos\theta_z}{\cos\theta_i} \right)^k \quad (14)$$

Os coeficientes de Minnaert variam para as bandas espectrais para classes de cobertura e ainda em função de fatores topográficos (Bishop e Colby, 2002;

Ekstrand, 1996; Lu et al., 2008). Há diferentes maneiras de computar os valores dessa constante. Smith et al., (1980) selecionaram 76 pixels de uma floresta densa de *Pinus ponderosa* em diferentes condições de iluminação do terreno. Outra possibilidade é o uso de um único valor para a cena inteira, que implica em assumir que a anisotropia ocorre de maneira homogênea na área de estudo. No entanto, Colby (1991) já indicava que o uso de amostras em detrimento da cena inteira, produz uma correção mais realística da cena. Isso ocorre porque variações tanto na topografia, quanto nas classes de cobertura, produzem variações espaciais nos coeficientes de Minnaert (Bishop e Colby, 2002). Hantson e Chuvieco (2011), usaram o NDVI para separar áreas predominantemente vegetadas de áreas com solo exposto e assim calcular coeficientes em separado. Já trabalhos como de Ekstrand (1996) e Lu et al (2008) indicam que valores de k variando pixel a pixel aumentam a eficiência das correções e devem ser mais bem estudados.

Para comprimentos de onda (λ) mais curtos, o espalhamento atmosférico e a radiação difusa tornam as sombras menos intensas e a superfície deve apresentar um comportamento quase isotrópico (Kleipool et al., 2008). Então, como o coeficiente de Minnaert (k) descreve o tipo de espalhamento (mais ou menos lambertiano), é esperado que as bandas de menores comprimentos de onda tenham coeficientes mais próximos de 1 e esse coeficiente decresça para os maiores comprimentos de onda, indicando aumento da anisotropia (k maior para TM1 diminuindo até TM 4).

No entanto, o que se tem observado na literatura contraria essa fundamentação teórica. Em trabalhos aplicados ao sensor *Thematic Mapper* (TM) / Landsat 5 (Tabela 2), com exceção de uma área de estudo de Colby e Keating, (1998), há uma tendência de aumento dos valores de k à medida que o λ aumenta.

Tabela 2 - Valores da constante de Minnaert (k) encontrados para correção topográfica em bandas dos sensores Thematic Mapper TM

TM1	TM2	TM3	TM4	Referência
0,255	0,360	0,468	0,648	Chiou et al. (1992)
0,18	0,32	0,51	0,32	Colby (1991)
0,207	0,288	0,227	0,763	Carpenter et al., (1999)
0,326	0,414	0,432	0,421	Colby e Keating ^a (1998)
0,780	0,757	1,019	0,288	Colby e Keating ^b (1998)
0,212	0,259	0,294	0,383	Gleriani et al. (2012)
0,0707	0,1406	0,1527	0,4384	Velloso (2016)

Outros trabalhos que avaliaram e compararam o desempenho de modelos não lambertianos de correção topográfica, relatam o desempenho inferior do modelo de Minnaert (Hantson e Chuvieco, 2011; Riano et al., 2003). Esses autores não divulgaram os valores dos coeficientes k em seus trabalhos. Ambos realizaram uma correção atmosférica previamente, sendo utilizada a metodologia do DOS 1 (Chavez Jr., 1996), na qual são atribuídos valores padrão para transmitância atmosférica e os valores de radiância difusa são ignorados.

3. OBJETIVOS

O objetivo geral deste capítulo é aprimorar o uso do modelo de correção topográfica de Minnaert. Foram estruturados três experimentos com objetivos de

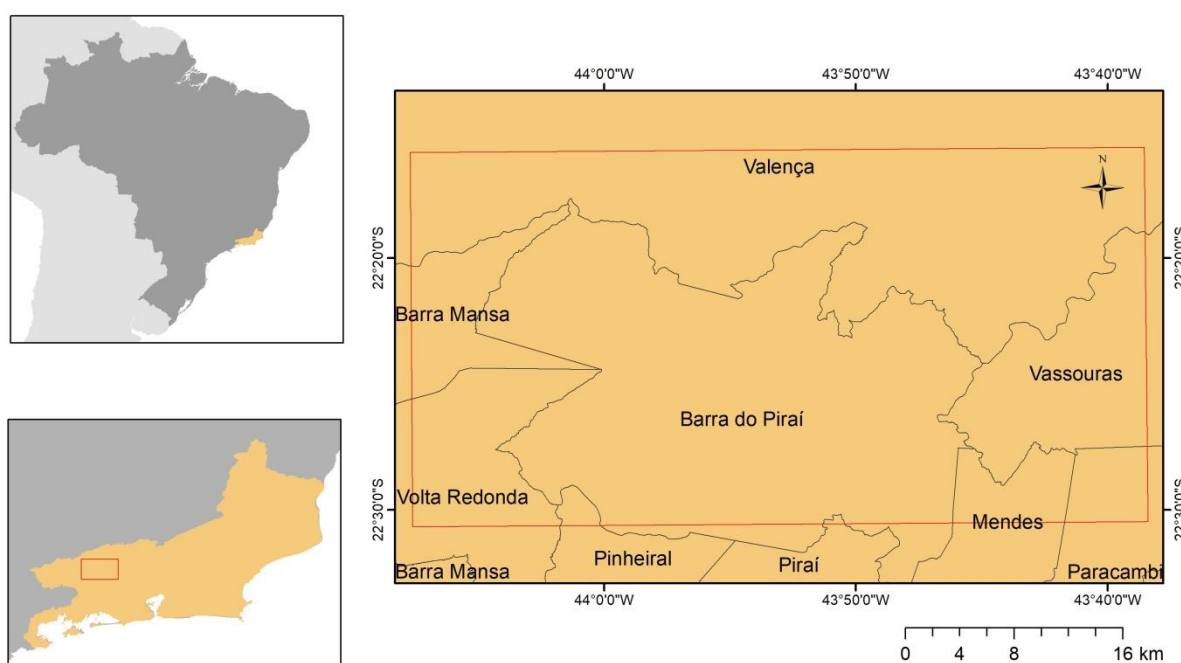
- I - Definir a melhor maneira de estimar os coeficientes de Minnaert;
- II - Influência dos métodos de correção atmosférica nos valores dos coeficientes e na qualidade dos modelos de Minnaert;
- III - Proposição de uma metodologia para definição de coeficientes de Minnaert por pixels.

4. MATERIAL E MÉTODOS

4.1. Área de Estudo

A área de estudo está inserida no médio vale do rio Paraíba do Sul abrangendo parte dos municípios de Volta Redonda, Barra do Pirai e Valença no estado do Rio de Janeiro (Figura 5). A região está na área de domínio da Mata Atlântica sendo composta pela fitofisionomia Floresta Estacional Semidecídua. O domínio morfoclimático é o de Mares de Morros (Ab'Sáber, 1970), com altitude variando entre 300 m e 1.285 m.

Figura 5 - Localização da área de estudo.



4.2. Material

Para as avaliações deste trabalho, foi utilizada uma cena do sensor TM/Landsat 5, órbita/ponto: 217/076, de 31 de agosto de 2006. A imagem foi adquirida no portal *Earth Explorer* (USGS) no nível L1. A seleção da imagem nessa data ocorreu em função da disponibilidade de ortofotos projeto RJ 1:25.000 (IBGE), as quais serviram de referência para identificação de classes de cobertura da superfície. Essas ortofotos têm resolução espacial de 0.7 m e, na região de estudo, foram adquiridas entre maio e junho de 2006.

As informações de relevo, necessárias para a aplicação dos modelos de correção topográfica, foram obtidas a partir do Modelo Digital de Elevação (MDE) *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer* (ASTER) de tamanho de pixel de 1 arco de segundo ($\approx 30\text{m}$).

4.3. Pré-processamento

Para transformação dos números digitais da cena TM/Landsat 5 em radiância (L) utilizou-se a Equação (15), cujos parâmetros são fornecidos por Chander et al. (2009).

$$L_{\lambda} = \left(\frac{L_{\max_{\lambda}} - L_{\min_{\lambda}}}{Q_{\max} - Q_{\min}} \right) (Q_{\text{cal}} - Q_{\min}) + L_{\min_{\lambda}} \quad (15)$$

em que: L_{λ} – radiância que chega ao sensor; Q_{cal} – valor do pixel em números digitais; $L_{\max_{\lambda}}$ – parâmetro de calibração que define a radiância máxima para a banda espectral i ; $L_{\min_{\lambda}}$ – parâmetro de calibração que define a radiância mínima para a banda espectral i ; $Q_{\max}$ – número digital máximo; $Q_{\min}$ – número digital mínimo.

A partir da radiância espectral foram calculadas as reflectâncias aparente e de superfície. O cálculo da reflectância aparente foi realizado segundo a Equação (16), conforme Chander et al. (2009).

$$\rho_{TOA} = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta_z} \quad (16)$$

em que: ρ_{TOA} – reflectância planetária no topo da atmosfera [adimensional]; π – constante matemática de valor ≈ 3.14159 [sr]; L_{λ} – radiância espectral na abertura do sensor [$\text{W}/(\text{m}^2 \text{ sr } \mu\text{m})$]; d – distância Terra – Sol [unidades astronômicas]; $ESUN_{\lambda}$ – Irradiância solar exoatmosférica média [$\text{W}/(\text{m}^2 \mu\text{m})$]; θ_z – ângulo zenital solar [radianos].

Como o próprio nome sugere a Equação (18), retorna a refletância aparente, ou seja, nela está a adição do espalhamento atmosférico. Essa reflectância também é frequentemente denominada de reflectância planetária, reflectância no topo da atmosfera ou reflectância obtida no sensor (*at-satellite reflectance*). Para remoção

dos efeitos atmosféricos, e cálculo da refletância da superfície, foram utilizadas as quatro abordagens de *Dark Object Subtraction* (DOS) (Song et al., 2001) apresentadas na Tabela 1.

Normalmente as cenas de sensores orbitais contêm alvos de refletância muito baixa como corpos d'água límpida e profunda ou áreas totalmente sombreadas pela topografia. Esses pixels são conhecidos como objetos escuros e a radiância registrada nesses alvos é resultado, principalmente, da interação com a atmosfera (Clark et al., 2010). Uma vez identificados, esses valores dos objetos escuros servem de base para a correção atmosférica pelos métodos de DOS.

A seleção do pixel escuro pode ser feita por softwares comerciais, mas Mahiny e Turner (2007) destacam que essa seleção pode ser enganosa porque normalmente seleciona o menor número diferente de zero, mas com uma frequência muito baixa no histograma, o que é insuficiente para caracterizar a contribuição da atmosfera. Na maioria dos casos, o valor mínimo do histograma representa apenas o ruído nas imagens e devem ser selecionados valores ligeiramente maiores. Como alternativa o valor do pixel escuro de cada banda (Q_{dark}) pode ser definido pela análise de histograma (Mahiny e Turner, 2007). Song et al., (2001) propõe a seleção do valor mínimo de DN como o DN mais escuro que contenha pelo menos mil pixels para a imagem inteira.

Neste trabalho, a seleção do pixel escuro, se deu pela observação do histograma das bandas espectrais conforme os critérios propostos por Mahiny e Turner (2007) e Song et al. (2001).

As espessuras atmosféricas para DOS3 e DOS4 foram definidas, respectivamente, pelas Equações 17 e 18 (Song et al., 2001).

$$\tau_r = 0.008569\lambda^{-4}(1 + 0.00113\lambda^{-2} + 0.00013\lambda^{-4}) \quad (17)$$

$$\tau = -\cos(\theta_z) \ln \left(1 - \frac{4\pi \left[G_\lambda DN_{\min} + B_\lambda - 0.01 \left\{ \frac{(E_\lambda \cos(\theta_z) T_z + E_{dif}) T_v}{\pi} \right\} \right]}{E_\lambda \cos(\theta_z)} \right) \quad (18)$$

Para DOS3 a fração da irradiância difusa (E_{dif}), foi definida pelo aplicativo 6S (Vermote et al., 1997) disponível em <https://salsa.umd.edu/6spage.html>, assumindo-se uma atmosfera *Rayleigh*, ou seja, livre de aerossóis, numa profundidade óptica em 550 nm.

No DOS4 todas as quatro variáveis de correção atmosférica (L_P , T_v , T_z e E_{down}) são inicialmente desconhecidas, antes que τ seja estimado. Uma alternativa, suregada por Clark et al. (2010), é realizar os cálculos iniciais assumindo-se L_P como valores não corrigidos de radiância dos objetos escuros identificados na cena e $T_v = T_z = 1$. Depois do cálculo inicial de τ , novos valores de T_v e T_z são obtidos e podem ser feitos novos cálculos iterativamente até que τ se estabilize o que normalmente ocorre em 4 a 5 iterações (Song et al., 2001). A partir desse momento, E_{down} pode ser estimado. Esse foi o procedimento adotado neste trabalho.

4.4. Correções topográficas

4.4.1. Experimento 1 – Definição dos Coeficientes de Minnaert

A primeira etapa da correção por Minnaert consiste na seleção da informação espectral a partir da qual k poderá ser determinado. Como visto, para determinação dos valores de k , diferentes metodologias podem ser adotadas. Neste trabalho, foram investigados os valores dos coeficientes para a classe de cobertura florestal densa, a qual pôde ser identificada nas ortofotos do projeto RJ 1:25.000. Neste primeiro experimento, foram avaliados quatro métodos para obtenção de k , com a imagem em reflectância no topo da atmosfera (TOA):

1. Amostras em diferentes posições no relevo: Foram selecionadas oito amostras em diferentes classes de inclinação e face de exposição, de modo similar ao experimento de (Colby, 1991). Essas amostras são caracterizadas na Figura 6. O objetivo foi avaliar como

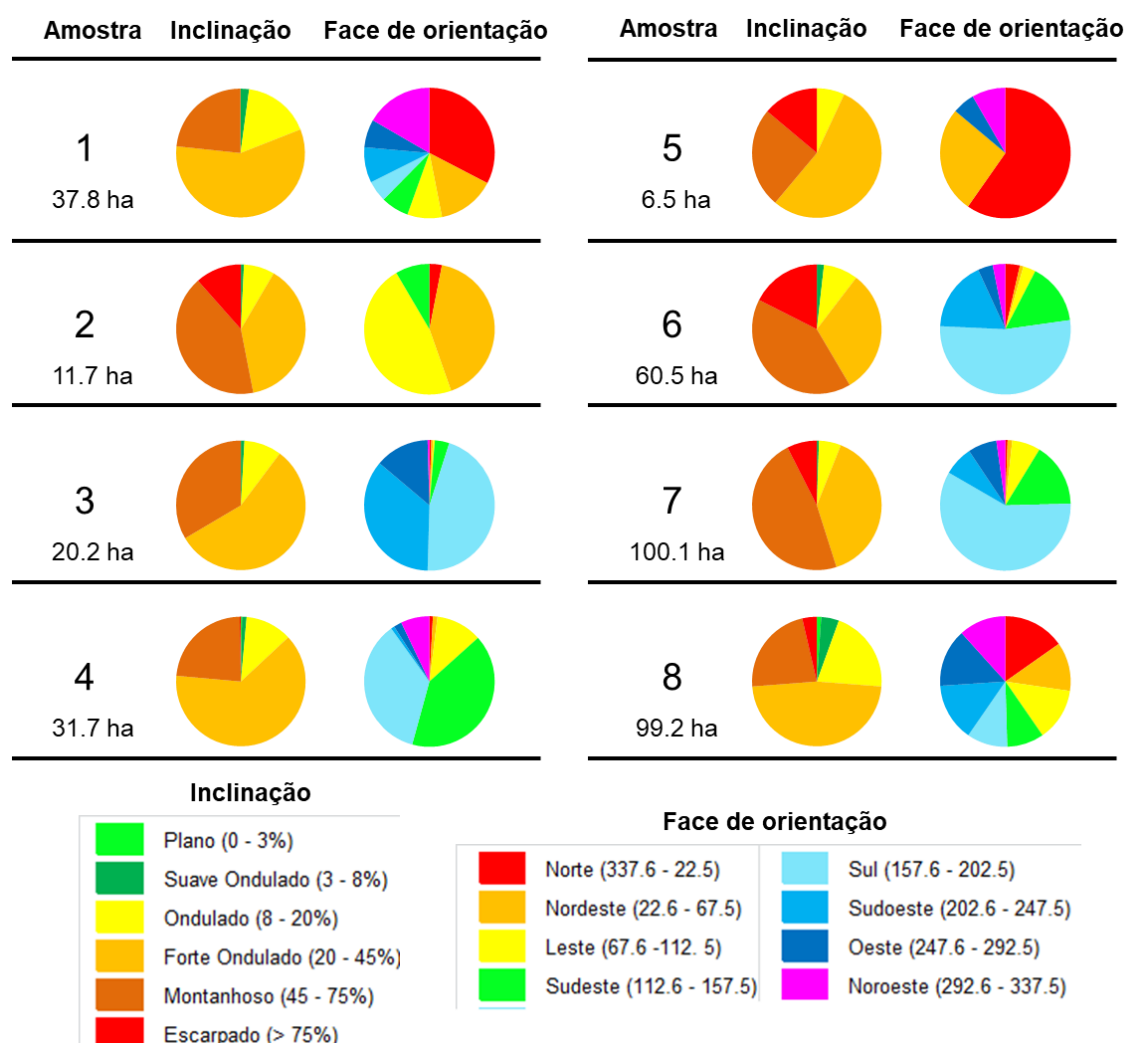
diferentes condições topográficas influenciam no comportamento dos valores de k . A seleção foi auxiliada pelos planos de informação categorizados de inclinação e face de exposição do terreno obtidos a partir do MDE ASTER.

2. Amostra Aleatória (AA): amostra com 677 pixels representativos de cobertura florestal densa, aleatoriamente distribuídos na área de estudo;

3. Amostra Aleatória Estratificada (AAE): Para que diferentes condições de iluminação pudessem ser selecionadas de forma equitativa, a área de estudo foi dividida em 10 estratos definidos em intervalos iguais de valor de $\cos\theta_i$ (estrato 1 = $0.0 < \cos\theta_i < 0.1$; Estrato 2 = $0.11 < \cos\theta_i < 0.2$; ...; Estrato 10 = $0.91 < \cos\theta_i < 1.0$). Para compor a amostra foram selecionados, aleatoriamente, 100 pixels de cobertura florestal densa, em cada um dos estratos de $\cos\theta_i$, totalizando 1.000 pixels.

4. Seleção a partir dos valores de NDVI: Calculou-se o *normalized difference vegetation index* (NDVI) (Rouse et al., 1974) e foi aplicado um limiar de 0.6 para seleção de áreas com vegetação florestal densa. Abordagem similar foi adotada por (Hantson e Chuvieco, 2011).

Figura 6 - Características do relevo das amostras de área com vegetação densa selecionadas para obtenção dos coeficientes de Minnaert.



4.4.2. Experimento 2 – Efeitos da correção atmosférica nos coeficientes de Minnaert

Como visto, a radiação difusa é aquela que, refletida pela superfície terrestre, chega ao sensor, devido ao desvio na atmosfera e não exclusivamente pela sua geometria original (Liou, 2002). Em dias de céu limpo e seco a componente difusa representa cerca de 10 a 15% da radiação total que chega ao sensor enquanto que, em dias encobertos, pode chegar a 40% (Idso et al., 1966). Contudo, não é apenas a atmosfera que causa variações na quantidade de radiação que incide na superfície. O ângulo de iluminação contribui diretamente, de modo que os

menores ângulos favorecem a maior proporção de radiação direta. Já o aumento nesse ângulo implica em aumento na trajetória ótica e, consequentemente, a contribuição relativa da radiação difusa aumenta (Latorre et al., 2002).

Oliver et al. (1975) desenvolveram um espectro-radiômetro portátil que serviu de base para Smith et al. (1980) estimarem que, em sua área de estudo, a contribuição da radiância difusa foi inferior a 12% em todas as quatro bandas espectrais de Landsat/MSS. Essa baixa contribuição da radiação difusa tem sido adotada como critério para que possa ser desconsiderada em trabalhos que avaliaram modelos de correção topográfica (Colby, 1991; Hantson e Chuvieco, 2011; Riano et al., 2003).

Na Equação 1, a irradiância está relacionada somente com ângulo zenital solar, o que implica em assumir a superfície como horizontal. Desse modo, os valores obtidos para as componentes da irradiância (direta e difusa) são constantes em toda a cena. No entanto, para terrenos não planos, é lógico raciocinar que a incidência da radiação solar direta relaciona-se com o ângulo de iluminação solar e a componente difusa relaciona-se com a fração visível do céu, que pode ser estimada pela Equação 19 (Shepherd e Dymond, 2003).

$$E_{difinc} = E_{dif} \frac{1 + \cos \theta_n}{2} \quad (19)$$

Em que: E_{difinc} – Irradiância difusa que incide em uma superfície inclinada; θ_n – ângulo de inclinação do terreno.

Neste experimento, além da correção topográfica com as bandas espectrais em reflectância aparente, as quatro abordagens de subtração de pixel escuro (DOS) foram comparadas. Adicionalmente, avaliou-se o efeito de modelar a radiância difusa incidente no terreno inclinado (Equação 19) para as correções DOS3 e DOS4, aqui denominadas de DOS3inc e DOS4inc respectivamente.

4.4.3. Experimento 3 – Metodologia para definição de coeficientes de Minnaert por pixels.

As etapas anteriores indicaram variações nos coeficientes de Minnaert para diferentes posições na topografia. Trabalhos como Ekstrand, (1996) e Lu et al.

(2008) indicam a maior eficiência do modelo de Minnaert quando os coeficientes são calculados pixel a pixel.

Ekstrand (1996) testou iterativamente e selecionou equações empíricas fundamentando-se nas relações observadas entre as bandas espectrais e o cosseno do ângulo de incidência. Já Lu et al. (2008) estratificaram a área de estudo em classes de inclinação (com amplitude de 5°), calcularam k para cada classe e definiram as equações para estimar k de cada banda espectral em função da inclinação do terreno.

O modelo de correção topográfica ideal é aquele que mantém as características espectrais de áreas planas e atenua as diferenças provocadas pela condição de exposição à luz solar. Uma vez corrigidos, os valores espectrais de pixels em áreas inclinadas devem se aproximar dos valores dos pixels em áreas planas do terreno. Nesse sentido, foi proposta e avaliada uma nova metodologia para definição de k baseado em pixels, que pode ser resumida em cinco etapas:

1. Obtenção de informação espectral de referência, por meio da seleção de pixels em áreas planas. Foram identificados e selecionados 492 pixels em áreas planas e com cobertura florestal densa. Esses pixels foram identificados com auxílio do conhecimento de campo, das ortofotos RJ 1:25.000 e do MDE. Foram consideradas áreas planas aquelas com inclinação menor ou igual a 3% (EMBRAPA). Por análise gráfica (histograma) constatou-se a tendência de distribuição normal do conjunto de valores e como valor de referência, a fim de evitar influência de *outliers*, foi adotada a mediana do conjunto.
2. Seleção de uma amostra representativa da área de estudo. Nesta etapa foi utilizada a AAE definida no experimento 2.
3. As informações espectrais de cada uma das 10 classes de $\text{Cos}\theta_i$ foram comparadas com a informação espectral de referência, adotando-se a soma dos quadrados dos erros (SQE) como critério.
4. Definição do valor de k ótimo. Nessa etapa foi utilizada a equação 11 e os valores de k foram definidos pra cada estrato com a função de otimização Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) (Lasdon et al., 1978) disponível no *solver* do *Microsoft Excel*. A função objetivo foi minimizar a SQE.

5. Por fim, as relações entre os valores k estimados e os valores médios das classes de cosseno do ângulo de incidência foram examinadas por meio de gráficos de dispersão. Como foram observadas relações não lineares, diferentes algoritmos não lineares (logarítmico, exponencial e polinomial) foram testados com k como variável dependente e $\cos\theta_i$ como variável independente. O coeficiente de determinação (R^2) foi utilizado como indicador para a seleção dos melhores modelos (Lu et al., 2008).

A metodologia aqui proposta foi testada nas bandas espectrais em reflectância aparente, nas quatro metodologias DOS e em DOS3inc e DOS4inc.

4.5. Avaliações

Trabalhos que avaliaram/compararam resultados da aplicação de modelos de correções topográficas utilizaram diferentes abordagens.

Uma primeira maneira de avaliação, mas subjetiva, é a inspeção visual (Civco, 1989). As sombras conferem um aspecto tridimensional às imagens não corrigidas e, quando removidas pelos modelos de correção topográfica, destaca-se o achatamento das imagens (caráter bidimensional). Nessa inspeção também são observadas a quantidade de sobrecorreções. Esse tipo de análise requer avaliadores experientes, bem treinados e com bom conhecimento do local de estudo.

A avaliação mais frequente consiste em analisar a redução na inclinação da reta e no coeficiente de determinação entre $\cos i$ e a reflectância espectral após a aplicação do modelo (por exemplo: Smith et al., 1980; Teillet et al., 1982). Valores mais próximos de zero indicam que as diferenças espectrais provocadas pela posição do relevo foram reduzidas. Uma restrição quanto ao uso desse método é apresentada por Hantson e Chuvieco (2011) para locais em que a topografia condiciona diferenças na cobertura do solo.

Alternativamente, existem métodos baseados na avaliação da homogeneidade da classe por análises paramétricas, pois, após a correção se esperam médias parecidas em diferentes posições do relevo e redução no desvio padrão da classe (Civco, 1989; Hantson e Chuvieco, 2011; Riano et al., 2003). Essa

análise também pode ser feita pela observação do coeficiente de variação (Richter et al., 2009) ou dos semivariogramas (Bishop e Colby, 2002). Outra avaliação prática pode ser feita pela comparação de desempenho de classificadores nas imagens originais e nas imagens normalizadas (Civco, 1989).

Neste trabalho as seguintes análises foram realizadas:

- Redução da dependência: a partir do conjunto de 1.000 pixels foram traçados os gráficos de dispersão e estimados os coeficientes de inclinação da reta e coeficiente de determinação (com $x = \cos\theta_i$ e $y = \text{Banda espectral}$), antes e após a correção pelo modelo de Minnaert, para observar a redução de dependência entre as variáveis.
- Comparação de medianas: as medianas da classe de cobertura florestal das bandas espectrais corrigidas foram comparadas com as medianas de referência (pontos planos).
- Homogeneidade da classe: foram selecionadas 13 áreas de validação (AV), localizadas em diferentes condições de inclinação e face exposição. Para essas AV os desvios padrão (DP) antes e após a correção topográfica foram comparados calculando-se $\Delta DP (\%) = DP (\%)_{\text{após}} - DP (\%)_{\text{antes}}$ para avaliar se houve redução (valores negativos) ou aumento (valores positivos) da variabilidade intraclasse após a aplicação do modelo.

4.5.1. Classificação de imagens

Um dos objetivos quando modelos de correção topográfica são utilizados é a melhoria na acurácia de classificações automáticas (Colby e Keating, 1998). Neste trabalho comparou-se o desempenho do classificador de máxima verossimilhança (MAXVER) em imagens não corrigidas e corrigidas pelo modelo tradicional de Minnaert e pelo modelo aqui proposto Minnaert pixel a pixel. Após análises prévias, foram utilizadas seis classes principais de uso e cobertura da terra: 1 – áreas urbanas; 2 – água; 3 – solo exposto; 4 – pastagem seca; 5 – floresta; 6 – pastagem verde (ou úmida). Como a imagem é de uma época de estiagem, a maior parte da pastagem se encontrava seca, e foi possível a separação da pastagem verde, que

ocorre em áreas próximas às linhas de drenagem. A Classe de Floresta inclui Floresta Estacional Semidecídua e Plantios de eucalipto.

Amostras representativas de cada classe foram selecionadas com auxílio das ortofotos. Amostras independentes de cada classe também foram selecionadas para a obtenção de matrizes de confusão, necessárias à avaliação das classificações.

Foram calculados a exatidão global e o coeficiente Kappa (Hudson e Ramm, 1987). Embora o Coeficiente Kappa venha sendo utilizado por várias décadas por profissionais de sensoriamento remoto, Pontius e Millones (2011) recomendam que sejam substituídos pelos índices de desacordo de quantidade e de alocação. Uma das principais críticas dos autores é que os Kappa, apesar da formulação complexa, não acrescentam informação quando apresentados em conjunto com a exatidão global, e não fornecem indicativos da fonte dos erros observados. No entanto, como ainda não há uma avaliação da significância dos índices propostos por Pontius e Millones (2011), é difícil comparar resultados da classificação entre diferentes métodos. Assim, apesar da recomendação dos autores, a análise do Kappa foi aqui mantida pela possibilidade de comparação estatística de duas classificações, por meio da estatística Z (Equação 20, Congalton e Mead, 1983).

$$Z_{calc} = \frac{\hat{K}_1 - \hat{K}_2}{\sqrt{\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}_2}} \quad (20)$$

em que: Z_{calc} – Valor calculado da estatística Z; K_1 – Coeficiente Kappa da Classificação 1; K_2 – Coeficiente Kappa da Classificação 2; σ_1 – Variância de Kappa da Classificação 1; σ_2 – Variância de Kappa da Classificação 2.

Se o valor Z calculado para o teste for maior que o valor Z tabelado, diz-se que o resultado foi significativo e rejeita-se a hipótese nula ($H_0: K_1=K_2$), concluindo-se que os dois classificadores são estatisticamente diferentes. O valor ‘Z tabelado’ ao nível de 5% de probabilidade é igual a 1,96.

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

5.1. Formas de obtenção dos coeficientes de Minnaert

Com as amostras em diferentes condições topográficas foi possível verificar variações nos valores e no ajuste dos coeficientes de Minnaert (k) (Tabela 3). Assim como na literatura revisada (Tabela 2), os valores k mantiveram tendência de aumento da banda TM 1 para a banda TM 4, quando utilizada a imagem em reflectância aparente no topo da atmosfera (pTOA). Os coeficientes de determinação (R^2), que medem o ajuste dos modelos, indicam, na ordem decrescente de qualidade de ajuste, as amostras 6, 7, 3, 1, 8, 4, 2, e 5, respectivamente. Pode-se observar que amostras com faces predominantemente voltadas para Sul (Figura 6) tiveram os melhores resultados e, à medida que as vertentes são mais voltadas para Norte, o ajuste dos modelos reduziu.

Tabela 3 - Valores de coeficientes de Minnaert (k) em amostras em diferentes condições de inclinação e face de orientação. Nas células coloridas são apresentados os coeficientes de determinação das retas (R^2), nas quais tons verdes indicam os maiores valores e tons mais avermelhados, os menores valores para a banda espectral

		A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8
TOA	TM1	0.1220	0.4283	0.1802	0.1951	0.2732	0.1659	0.1700	0.1102
		0.3992	0.2698	0.7553	0.4821	0.1276	0.6943	0.6401	0.2025
	TM2	0.2004	0.4642	0.2369	0.2502	0.2537	0.2385	0.2274	0.1868
		0.3799	0.2679	0.6638	0.4151	0.0898	0.6049	0.6348	0.3307
	TM3	0.2528	0.5175	0.2404	0.2942	0.2645	0.3099	0.2576	0.2673
		0.3607	0.2821	0.5133	0.4779	0.0560	0.4728	0.4731	0.3793
	TM4	0.4195	0.6272	0.5351	0.3103	0.5099	0.3853	0.5240	0.3610
		0.2557	0.3641	0.5196	0.2486	0.5637	0.6590	0.5353	0.2229

Esses resultados indicam que o uso de amostras em porções isoladas da paisagem deve ser feito com cuidado. Os coeficientes de uma área com maior exposição ao Sol não são os mesmos de uma área pouco iluminada e, por isso, o uso de um em detrimento de outro, tende a prejudicar a correção da imagem.

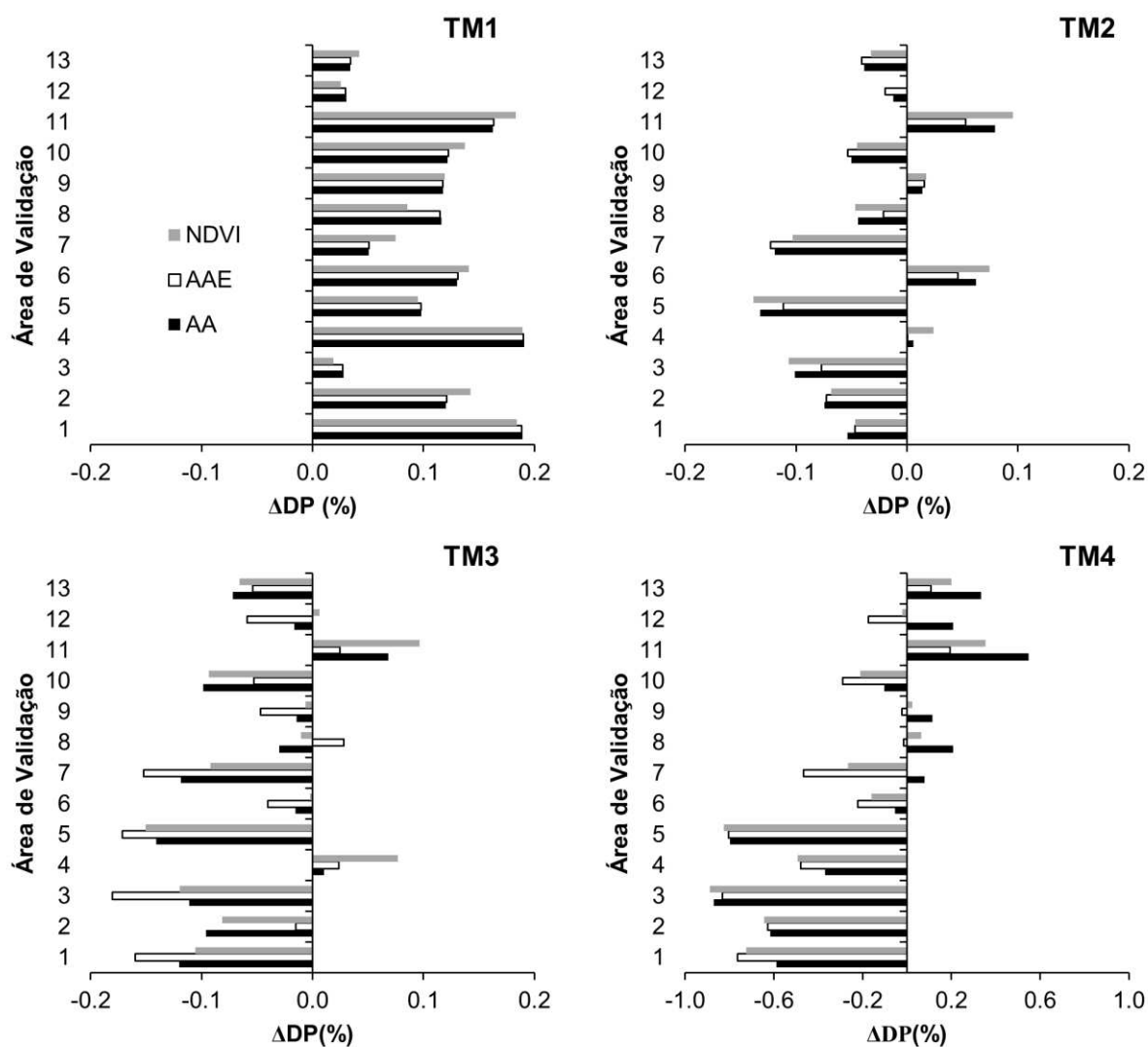
Os resultados obtidos para as demais metodologias indicam que a obtenção dos k pela amostra aleatória estratificada (AAE) resulta em maiores R^2 , quando comparados à amostra aleatória (AA) e ao NDVI (Tabela 4).

Tabela 4 - Valores de Coeficiente de Minnaert para as bandas espectrais do sensor TM e seus respectivos coeficientes de determinação obtidos com Amostra Aleatória (AA), Amostra Aleatória Estratificada (AAE) e pela separação por NDVI

	Coeficiente de Minnaert (k)			Coeficiente de Determinação (R^2)		
	AA	AAE	NDVI	AA	AAE	NDVI
TM1	0.1261	0.1272	0.1531	0.3553	0.7541	0.3728
TM2	0.2174	0.1769	0.2378	0.5322	0.7027	0.3893
TM3	0.2733	0.2134	0.3153	0.4662	0.6299	0.3706
TM4	0.4440	0.3348	0.3892	0.5111	0.7295	0.4385

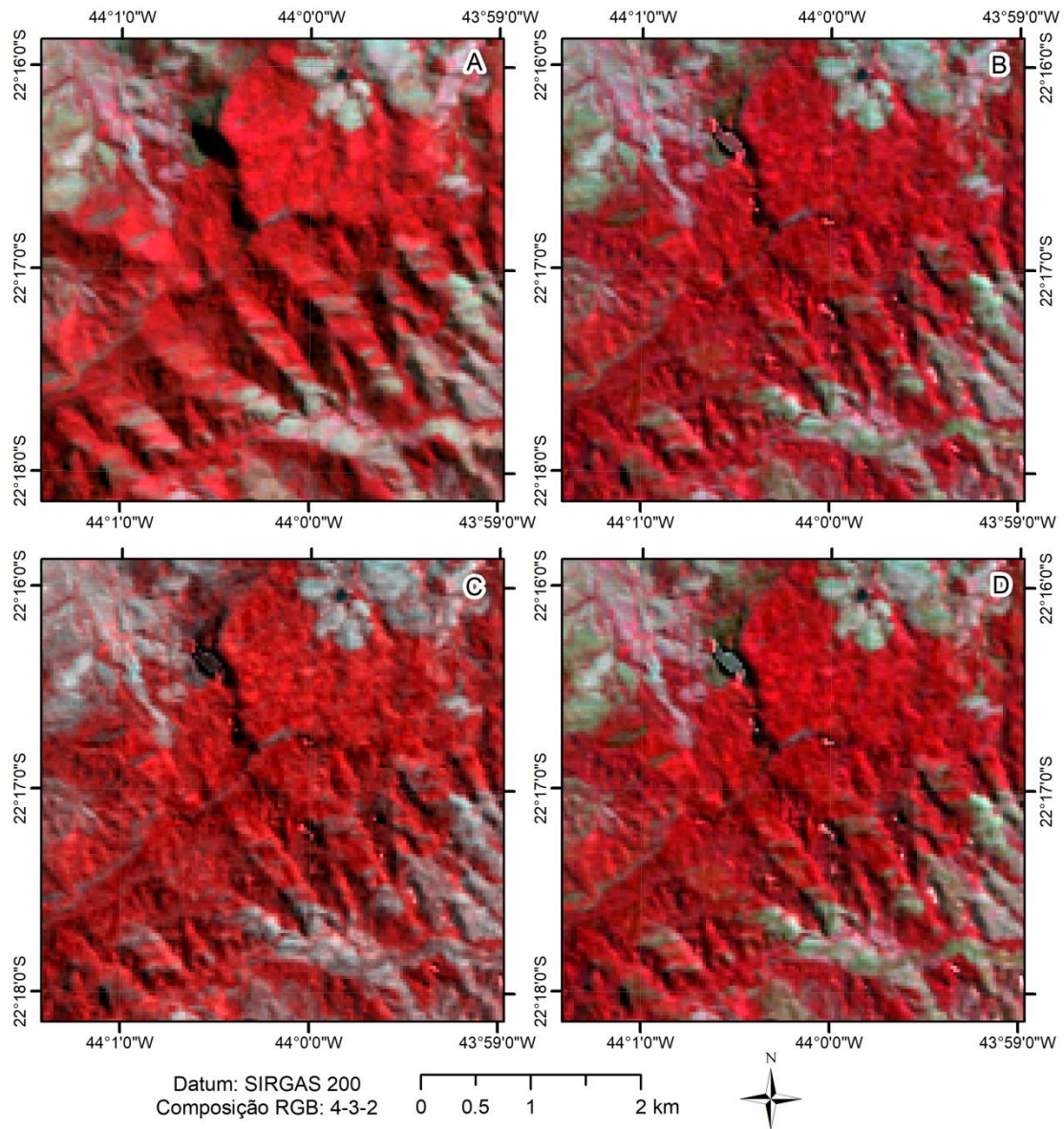
Os coeficientes obtidos pela AAE também foram os que resultaram em maior homogeneidade espectral na maioria das 13 Áreas de Validação (AV) de cobertura florestal densa (Figura 7). Na banda TM1, no entanto, todas as três formas de obtenção dos coeficientes implicaram, de modo similar, em aumento da variabilidade espectral em todas as AV. Os coeficientes obtidos com a partir do limiar aplicado ao NDVI retornaram os menores valores de R^2 e ainda tiveram desempenho inferior quanto à redução da variabilidade espectral intraclasse. Algumas AV demonstraram uma tendência de aumento na variabilidade espectral independente da forma de obtenção dos coeficientes. Esse é o caso da AV 11, por exemplo, e está relacionado ao processo de sobrecorreção típico de áreas pouco iluminadas.

Figura 7 - Variações no desvio padrão (ΔDP (%)), medida em porcentagem de reflectância por banda espectral TM, para as 13 Áreas de Validação após a correção topográfica pelo modelo de Minnaert. Os coeficientes foram obtidos por Amostragem Aleatória (AA), por Amostragem Aleatória Estratificada (AAE) e pela aplicação de limiar no índice de vegetação por diferença normalizada (NDVI). Valores negativos indicam redução no DP e aumento da homogeneidade da classe de vegetação florestal densa.



O desempenho superior da AAE também pode ser verificado pela inspeção visual, um exemplo é apresentado na Figura 8. Na composição falsa cor as sobrecorreções, principalmente nas áreas mal iluminadas, aparecem com maior intensidade no NDVI (Figura 8 - D) e na AA (Figura 8 - B). A partir deste primeiro experimento, a AAE foi a abordagem escolhida para obtenção dos coeficientes de Minnaert nas imagens com correção atmosférica.

Figura 8 - Comparação entre a cena em reflectância no topo da atmosfera antes da correção (A) e após a correção pelo modelo de Minnaert com obtenção dos coeficientes por: Amostra Aleatória (B); Amostra Aleatória Estratificada (C) e aplicação do limiar ao NDVI (D).



5.2. Efeitos da correção atmosférica nos coeficientes de Minnaert

Os valores digitais dos pixels escuros, necessários às correções atmosféricas pelos quatro métodos DOS, foram identificados a partir da análise dos histogramas em cada banda espectral (Tabela 5) do sensor *Thematic Mapper* (TM)/Landsat5.

Tabela 5 – Valores de pixel escuro (Número Digital Mínimo – DN_{min}) identificados em cada banda espectral da cena do sensor Thematic Mapper/ Landsat 5

Banda	DN_{min}
TM1	48
TM2	18
TM3	11
TM4	8
TM5	<i>No Haze</i>
TM7	<i>No Haze</i>

A quantidade de irradiância difusa estimada pelos métodos DOS3 e DOS4 em cada banda espectral é apresentada na Tabela 6. Conforme esperado, uma maior quantidade de radiação difusa incide nas bandas espectrais de menores comprimentos de onda. No entanto, a contribuição dessa componente da irradiância é baixa, chegando ao máximo em 8% do total. A irradiância difusa modelada pelo aplicativo 6S para uma atmosfera *Rayleigh*, ou seja, sem considerar a presença de aerossóis, resultou nos maiores valores (absolutos e percentuais) (Tabela 6).

Tabela 6 - Valores estimados de Irradiância Difusa (E_{dif}) e contribuição percentual relativa para bandas espectrais do sensor Thematic Mapper (TM)/Landsat 5 pelos métodos de subtração de objeto escuro DOS3 (Rayleigh - 6S) e DOS4 ($\pi.Lp$)

Bandas TM	E_{dif} [W.m⁻². μm⁻¹]	
	DOS3	DOS4
TM 1 Visible (0.45 - 0.52 μ m) 30 m	131,66 (8,02%)	96,50 (5,35%)
TM 2 Visible (0.52 - 0.60 μ m) 30 m	65,28 (4,02%)	57,02 (3,28%)
TM 3 Visible (0.63 - 0.69 μ m) 30 m	31,39 (2,14%)	18,65 (1,12%)
TM 4 Near-Infrared (0.76 - 0.90 μ m) 30 m	7,94 (0,78%)	7,37 (0,45%)

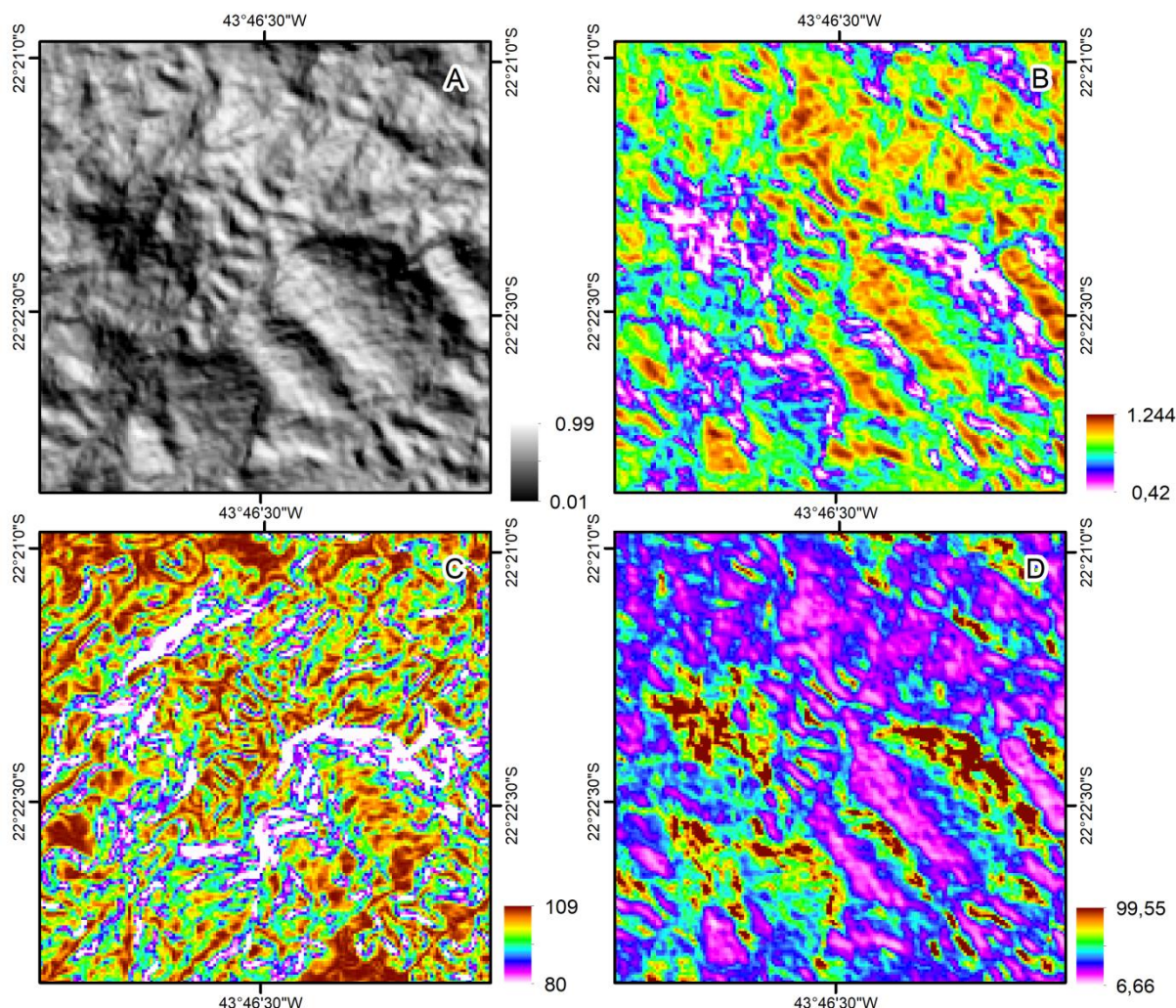
Os valores de irradiância difusa (Tabela 6), são constantes para a cena inteira, o que só seria válido para uma superfície horizontal. Em terrenos inclinados, para uma maior aproximação da realidade, pode-se modelar a quantidade de radiação difusa incidente em função da inclinação do terreno (Equação 15). Dessa forma, a irradiância que incide na superfície varia em função da inclinação do terreno em uma faixa de amplitude (Tabela 7).

Tabela 7 - Variação de Irradiância Difusa Incidente no terreno, modelada pelos métodos DOS 3 e DOS4 para bandas espectrais do sensor Thematic Mapper (TM)/Landsat5

Bandas TM	$E_{dif\ inc} [W.m^{-2}. \mu m^{-1}]$			
	DOS3		DOS4	
	Mínimo	Máximo	Mínimo	Máximo
TM 1 Visible (0.45 - 0.52 μm) 30 m	96,73	131,66	70,89	96,50
TM 2 Visible (0.52 - 0.60 μm) 30 m	47,96	65,28	41,89	57,02
TM 3 Visible (0.63 - 0.69 μm) 30 m	23,06	31,39	13,70	18,65
TM 4 Near-Infrared (0.76 - 0.90 μm) 30 m	5,84	7,94	5,41	7,37

Apesar da baixa contribuição absoluta da Irradiância difusa na cena inteira, essa componente pode ganhar bastante importância em áreas pouco iluminadas, isto é, que têm baixos valores de $\cos\theta_i$. Nessas áreas a quantidade de radiação direta é pouca e a componente difusa passa a representar maior contribuição relativa, podendo ser e, algumas situações a única componente da radiação a incidir no terreno (Figura 9).

Figura 9 - Exemplo de variação da quantidade das componentes direta e difusa da irradiância em um terreno inclinado; A - Iluminação Local ($\cos i$); B - Irradiância direta; C - Irradiância Difusa; D - Contribuição relativa da irradiância difusa



A comparação dos coeficientes para as diferentes reflectâncias pode ser visualizada pela Tabela 8. Os k para ρ_{TOA} estão aumentando em ordem crescente de comprimentos de onda. Nas bandas espectrais corrigidas pelas 4 abordagens de DOS, pode-se observar o aumento do comportamento lambertiano principalmente nas bandas espectrais do visível, sendo coeficiente da banda verde (TM2) o maior. Como a contribuição da componente difusa da radiação é baixa, não foi observada diferença expressiva no comportamento dos k para DOS3 e DOS4 em relação aos métodos DOS1 e DOS2. Da mesma forma, não houve alteração significativa nos

coeficientes de Minnaert quando a radiância difusa modelada pelo terreno inclinado foi considerada.

De acordo com Bishop e Colby (2002), coeficientes de Minnaert que tem baixos valores de R^2 não devem ser utilizados para a normalização topográfica de imagens orbitais, uma vez que não caracterizam de modo eficaz a refletância anisotrópica causada pela cobertura do solo. Para os autores, a topografia complexa e a heterogeneidade da cobertura da terra contribuem para redução dos R^2 em modelos nessas áreas. Os maiores coeficientes de determinação foram verificados nas bandas em reflectância no topo da atmosfera (TOA), seguidas pelas bandas corrigidas para reflectância de superfície pelos métodos DOS1, DOS4, DOS4 inc, DOS3, DOS3 inc, respectivamente.

Tabela 8 - Valores de coeficientes de Minnaert (k) para os valores de reflectância no topo da atmosfera (TOA) e superfície (DOS). Nas células coloridas são apresentados os coeficientes de determinação das retas (R^2), nas quais tons verdes indicam os maiores valores e tons mais avermelhados, os menores valores para a banda espectral

	TOA	DOS1	DOS2	DOS3	DOS4	DOS3 inc	DOS4 inc
TM1	0.1272	0.2856	0.3289	0.3456	0.3076	0.3411	0.3046
	0.7541	0.5718	0.5423	0.5367	0.5558	0.5258	0.5512
TM2	0.1769	0.4126	0.4712	0.4683	0.4370	0.4660	0.4352
	0.7027	0.6414	0.6205	0.6035	0.6263	0.6011	0.6241
TM3	0.2134	0.2887	0.3409	0.3235	0.3174	0.3223	0.3167
	0.6299	0.6048	0.5934	0.6005	0.6032	0.5987	0.6021
TM4	0.3348	0.3721	0.3538	0.3731	0.3728	0.3727	0.3724
	0.7295	0.7429	0.7410	0.7426	0.7452	0.7421	0.7423

Os coeficientes das imagens em reflectância de superfície são diferentes dos coeficientes para imagens em reflectância no topo da atmosfera e essa diferença ocorre de maneira mais acentuada nos menores comprimentos de onda (Tabela 2). Considerando a necessidade de correções atmosféricas para diversas aplicações em sensoriamento remoto (Song et al., 2001) e as diferenças aqui encontradas, recomenda-se que a correção topográfica seja precedida de uma correção atmosférica. Quanto à eficiência dos diferentes métodos de subtração de objeto escuro (DOS), percebe-se os métodos DOS3 e DOS4 tiveram os melhores ajustes na linearização do parâmetro k , isto é, maiores valores de coeficiente de determinação (R^2).

5.3. Coeficientes de Minnaert por Pixel

Para diferentes posições no terreno (quanto à inclinação e principalmente à face de orientação) os coeficientes também são diferentes. Portanto, mesmo para uma única classe de cobertura, um único valor de k não parece ser suficiente. Assim, conclui-se que k deve ser tratado como um coeficiente variável em função de características topográficas e não como uma constante, como originalmente foi definida por Smith et al., (1980). Essa observação corrobora os trabalhos de (Ekstrand, 1996; Lu et al., 2008) os quais indicam que coeficientes variando para classes de relevo ou mesmo pixel a pixel, trazem melhores resultados. Uma alternativa para encontrar múltiplos valores de k para uma mesma cobertura e uma mesma banda espectral, pode ser a modelagem difusa (fuzzy) ou o uso de redes neurais artificiais, sendo essas sugestões para trabalhos futuros.

Os valores de coeficiente de Minnaert apresentaram uma relação não linear com o cosseno do ângulo de incidência, um exemplo é apresentado na Figura 10.

Em função da complexidade das relações observadas, os modelos polinomiais de terceiro e de quarto grau foram os que melhor se adaptaram aos dados, retornando valores de R^2 superior a 0.8 (

Tabela 9). Na comparação expressa na Figura 10 pode-se observar uma tendência de redução no valor dos coeficientes, à medida que $\cos\theta_i$ aumenta, indicando que as áreas mais bem iluminadas se aproximam de um comportamento lambertiano. A exceção é para as bandas TM1 e TM2 em reflectância de superfície (TOA).

Figura 10 - Exemplo de relação entre coeficientes de Minnaert (k) e o ângulo de iluminação local (cos i) para dados em Reflectância no Topo da Atmosfera (TOA) e Reflectância de Superfície DOS4, suas respectivas equações e coeficiente de determinação (R^2).

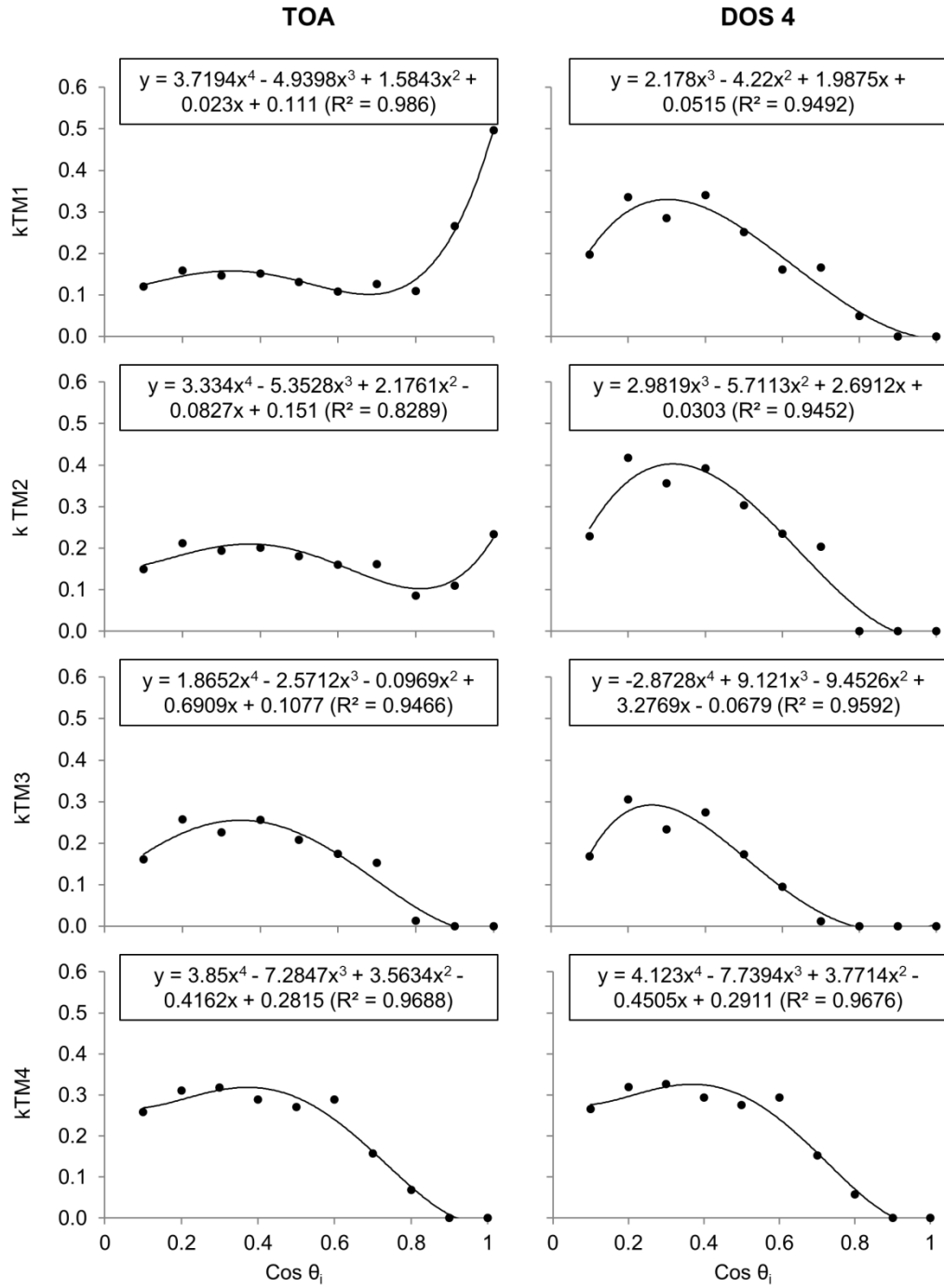


Tabela 9 - Equações para cálculo dos coeficientes de Minnaert (y) por pixel em função de Cosθ_i (x) e seus respectivos coeficientes de determinação (R²)

		Equação	R ²
TOA	TM1	$y = 3.7194x^4 - 4.9398x^3 + 1.5843x^2 + 0.023x + 0.1112$	0.9860
	TM2	$y = 3.334x^4 - 5.3528x^3 + 2.1761x^2 - 0.0827x + 0.151$	0.8289
	TM3	$y = 1.8652x^4 - 2.5712x^3 - 0.0969x^2 + 0.6909x + 0.1077$	0.9466
	TM4	$y = 3.85x^4 - 7.2847x^3 + 3.5634x^2 - 0.4162x + 0.2815$	0.9688
DOS1	TM1	$y = 1.8647x^3 - 3.7x^2 + 1.7691x + 0.0613$	0.9492
	TM2	$y = 2.8165x^3 - 5.4266x^2 + 2.5656x + 0.0351$	0.9432
	TM3	$y = 2.7633x^3 - 4.7693x^2 + 1.9911x + 0.0313$	0.9506
	TM4	$y = 4.1169x^4 - 7.7287x^3 + 3.7662x^2 - 0.4497x + 0.2908$	0.9677
DOS2	TM1	$y = 2.4663x^3 - 4.6953x^2 + 2.1858x + 0.042$	0.9481
	TM2	$y = 3.3067x^3 - 6.269x^2 + 2.9391x + 0.0185$	0.9482
	TM3	$y = -3.6352x^4 + 11.034x^3 - 11.043x^2 + 3.7478x - 0.0978$	0.9522
	TM4	$y = 4.1908x^4 - 7.8593x^3 + 3.8315x^2 - 0.4612x + 0.294$	0.9673
DOS3	TM1	$y = 2.6921x^3 - 5.0658x^2 + 2.3397x + 0.0343$	0.9467
	TM2	$y = 3.1652x^3 - 6.0262x^2 + 2.8308x + 0.0241$	0.9470
	TM3	$y = 2.8656x^3 - 4.9274x^2 + 2.0502x + 0.0296$	0.9459
	TM4	$y = 4.1278x^4 - 7.7479x^3 + 3.7756x^2 - 0.4512x + 0.2913$	0.9676
DOS4	TM1	$y = 2.178x^3 - 4.22x^2 + 1.9875x + 0.0515$	0.9492
	TM2	$y = 2.9819x^3 - 5.7113x^2 + 2.6912x + 0.0303$	0.9452
	TM3	$y = -2.8728x^4 + 9.121x^3 - 9.4526x^2 + 3.2769x - 0.0679$	0.9592
	TM4	$y = 4.123x^4 - 7.7394x^3 + 3.7714x^2 - 0.4505x + 0.2911$	0.9676
DOS3inc	TM1	$y = 2.7306x^3 - 5.1094x^2 + 2.3511x + 0.0285$	0.9463
	TM2	$y = 3.1572x^3 - 6.0036x^2 + 2.8176x + 0.0231$	0.9477
	TM3	$Y = -3.0988x^4 + 9.6792x^3 - 9.9055x^2 + 3.4074x - 0.0774$	0.9566
	TM4	$y = 4.1363x^4 - 7.7639x^3 + 3.787x^2 - 0.4548x + 0.2912$	0.9675
DOS4inc	TM1	$y = 2.2028x^3 - 4.2476x^2 + 1.9945x + 0.0477$	0.9494
	TM2	$y = 2.9751x^3 - 5.6922x^2 + 2.6801x + 0.0295$	0.9458
	TM3	$y = -2.8887x^4 + 9.1537x^3 - 9.4717x^2 + 3.2802x - 0.0688$	0.9588
	TM4	$y = 4.1307x^4 - 7.7539x^3 + 3.7818x^2 - 0.4538x + 0.291$	0.9675

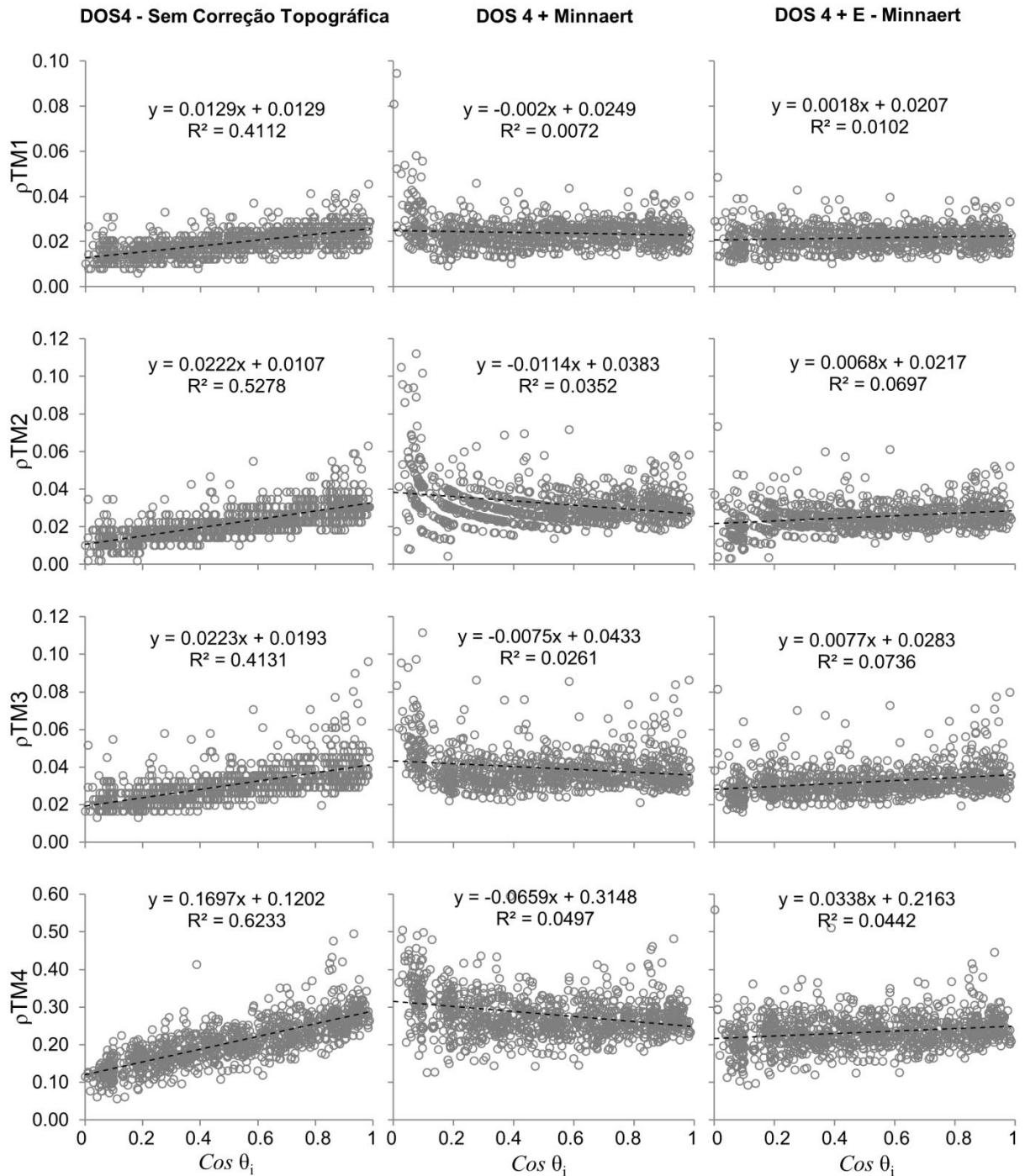
5.4. Avaliação das imagens corrigidas

De um modo geral as melhores correções ocorreram quando a abordagem coeficientes por pixel foi adotada. Essa abordagem atenuou, principalmente, os problemas de sobrecorreção observados quando o método tradicional de Minnaert foi empregado.

5.4.1. Redução da dependência

Os Modelos de Minnaert reduziram a dependência entre a reflectância espectral e o ângulo de iluminação local em todas as situações avaliadas. Um exemplo dessa redução de dependência pode ser observado na Figura 11, produzida com dados de DOS4. No modelo tradicional de Minnaert, no entanto, é possível observar a presença de sobrecorreções nas áreas pouco iluminadas, principalmente com $\cos \theta_i$ variando entre 0 e 0,1.

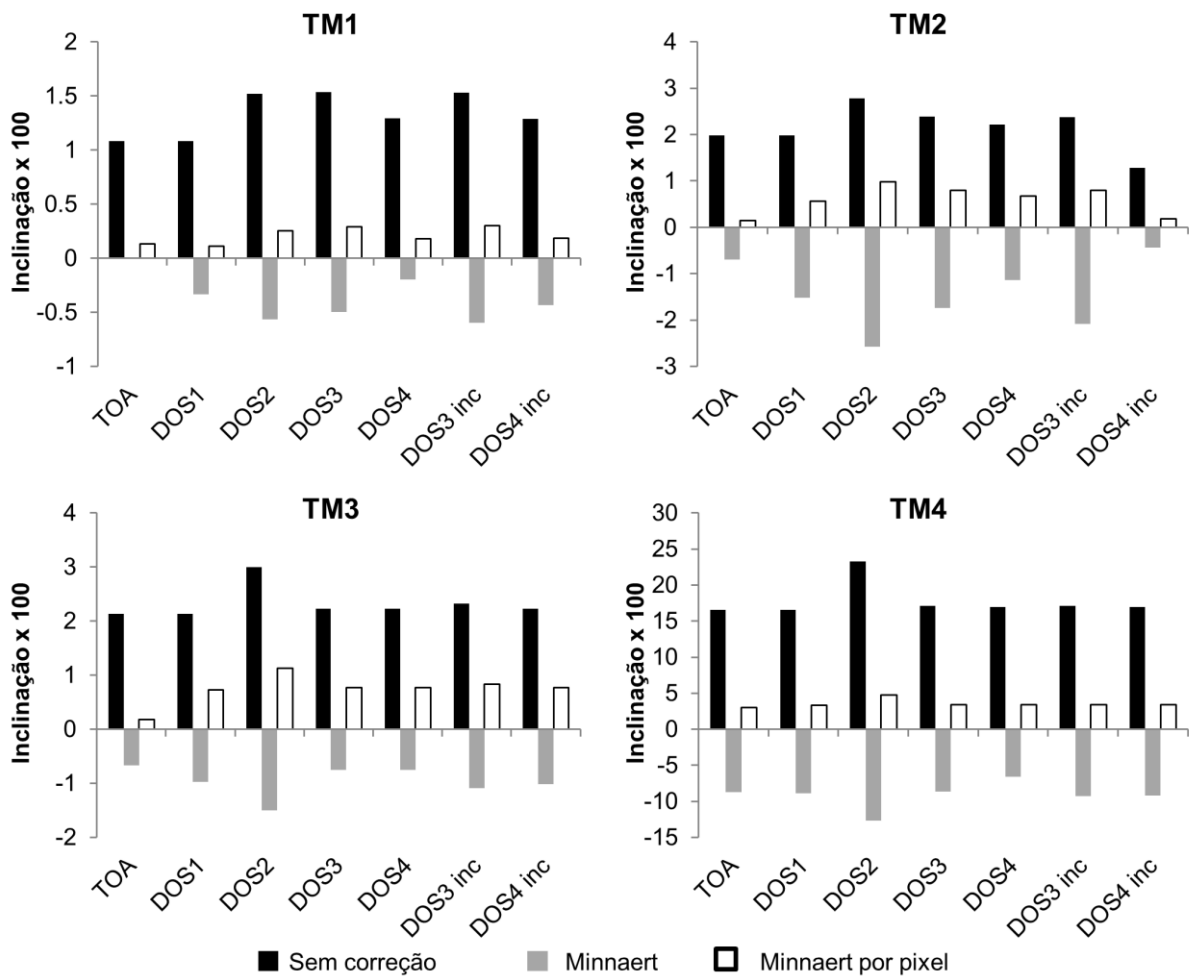
Figura 11 - Relação entre as bandas espectrais do sensor *Thematic Mapper* (TM) e o ângulo de iluminação do terreno ($\cos \theta_i$), antes e após a correção topográfica pelos modelos Minnaert e Minnaert por Pixel. Neste exemplo foram utilizadas informações espectrais corrigidas pelo método *Dark Object Subtraction 4* (DOS 4)



Os coeficientes de inclinação das retas aproximaram-se de zero, mas em todas as situações com Minnaert tradicional observaram-se alteração de sinal, ou

seja, valores negativos (Figura 12). Esses valores negativos também se explicam pela sobrecorreção observada para baixos valores de $\cos \theta_i$. Houve tendência de melhores resultados, isto é, inclinações mais próximas de zero e com manutenção do sinal positivo, quando se utilizou a metodologia Minnaert por pixel.

Figura 12 - Valores de inclinação da reta antes e após aplicação dos modelos Minnaert e Minnaert por pixel. Quanto mais próximo de zero, mais eficiente a correção

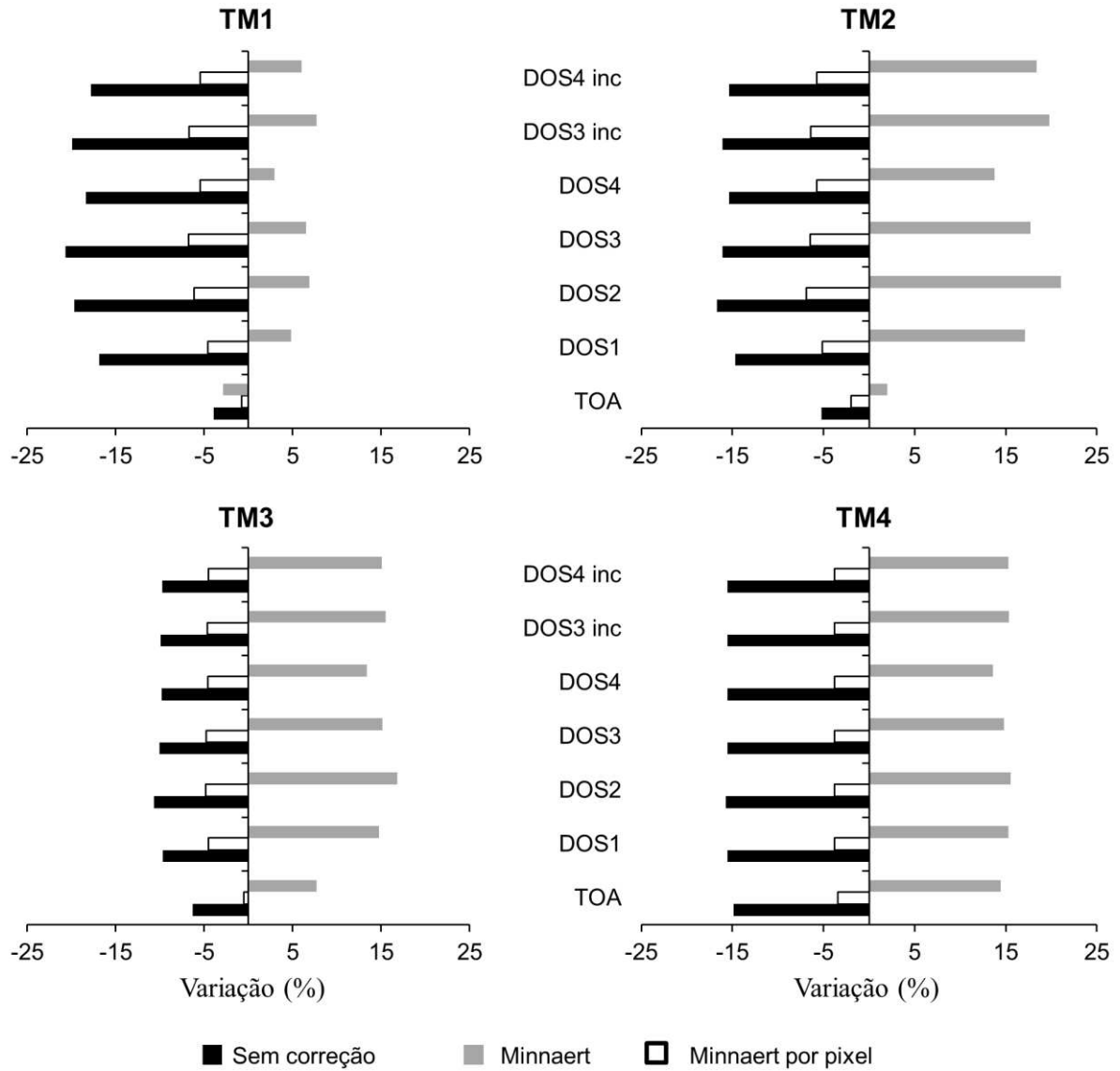


5.4.2. Comparação das Medianas

As medianas antes da correção topográfica eram inferiores às medianas de referência. Após a aplicação do modelo de Minnaert as medianas superaram as medianas de referência, com variações percentuais que chegam a superar as variações antes das correções (Figura 13). Já para na abordagem Minnaert por

pixel, as medianas ainda que não tenham alcançado a mediana de referência, tiveram uma melhor aproximação.

Figura 13 - Variação percentual das medianas antes e após a correção em relação aos pontos de referência

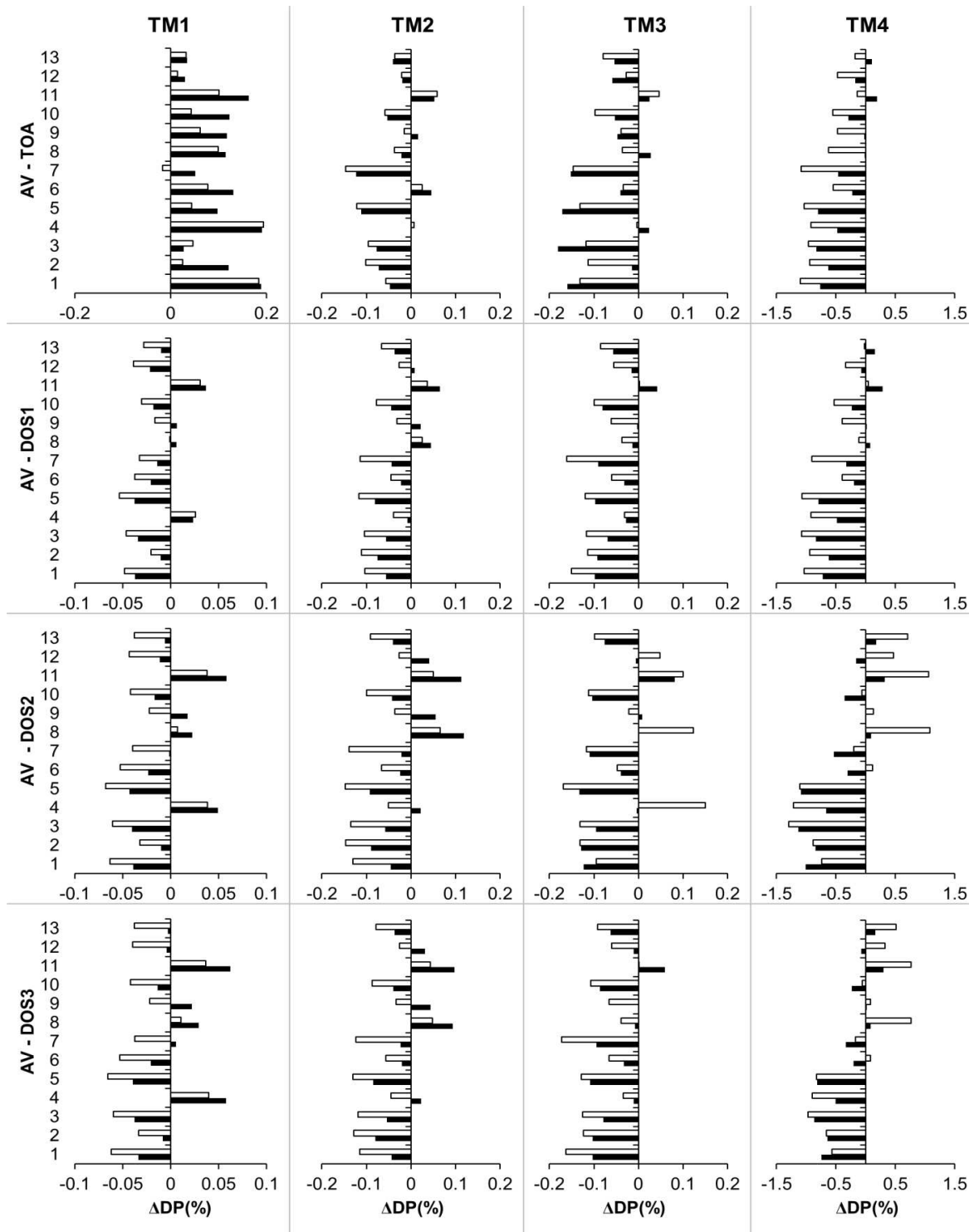


5.4.3. Homogeneidade da Classe

A análise da homogeneidade da classe, expressa pelas variações no desvio padrão ($\Delta SD\%$) indica que a abordagem Minnaert por pixel foi superior na maioria das AV (Figura 14). Para dados em reflectância no topo da atmosfera (TOA), a

correção topográfica implicou em aumento da variabilidade espectral na região do azul (TM1).

Figura 14 - Comparação das variações no Desvio Padrão ($\Delta SD\%$) nas 13 Áreas de Validação (AV) de cobertura florestal densa após a correção topográfica pelos modelos de Minnaert e Minnaert por Pixel



Continua...

Continuação...

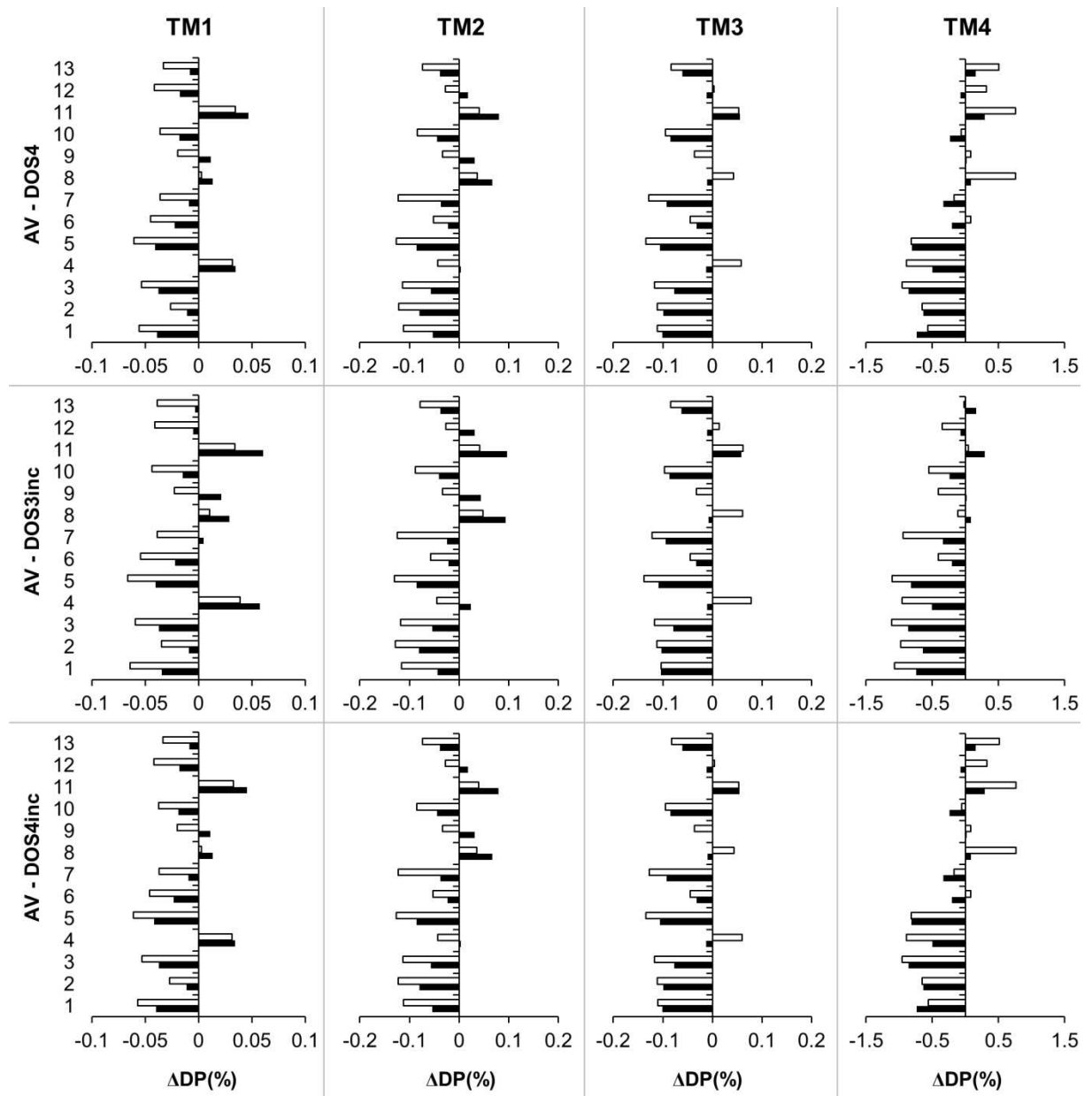
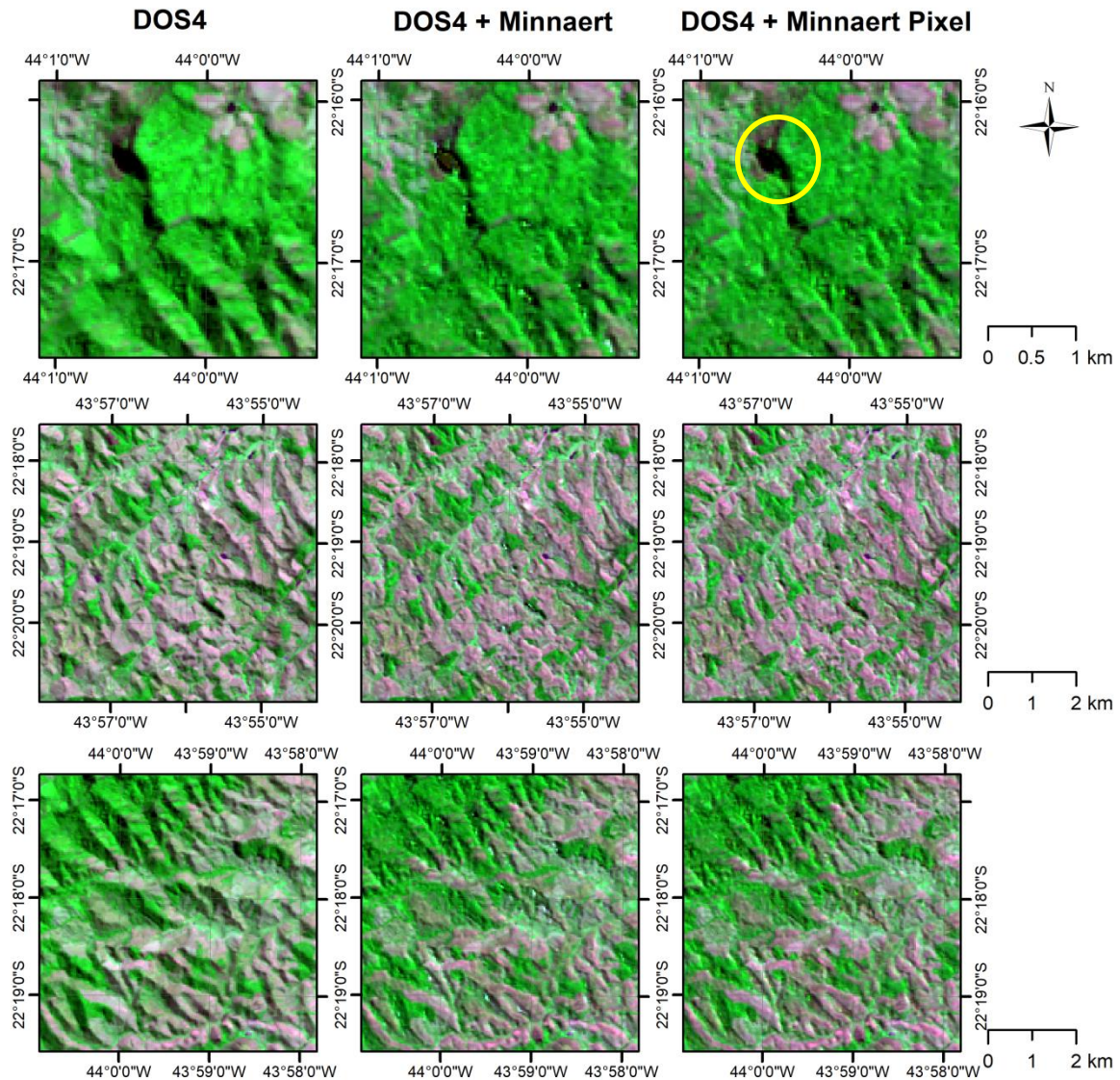


Figura 15 - Comparações entre cenas em reflectância de superfície pelo método DOS4 sem correção topográfica e corrigidas pelo modelo tradicional de Minnaert e pelo modelo proposto de Minnaert baseado em pixels. Em destaque no círculo amarelo, uma área de sombra projetada pela região adjacente (*cast shadow*)



A depender das relações entre a posição solar e do terreno, o sombreamento pode ocorrer de tanto em áreas que não são diretamente iluminadas pelo Sol quanto pela projeção das sombras em montanhas adjacentes, que são conhecidas por *cast shadow* (Li et al., 2016). *Cast shadows* não são corrigidos pelo modelo de Minnaert, como exemplificado na Figura 15. No entanto, trabalhos como de Li et al. (2016) propõem uma metodologia para a correção.

5.5. Efeitos das correções na classificação de imagens

Os resultados indicam que os dois métodos de correção aqui avaliados introduziram melhorias na acurácia das classificações (Figura 16). Todas as matrizes de confusão são apresentadas no Apêndice 1. A comparação estatística dos Coeficientes Kappa indica desempenho superior da classificação após a aplicação métodos de correção topográfica (Tabela 10). Na imagem em reflectância aparente não houve diferença estatística em se adotar o método tradicional ou por pixel. Já para imagens em reflectância da superfície pelo DOS4 o método de correção topográfica por pixel foi superior ao método tradicional (Tabela 10).

Figura 16 - Avaliação das classificações

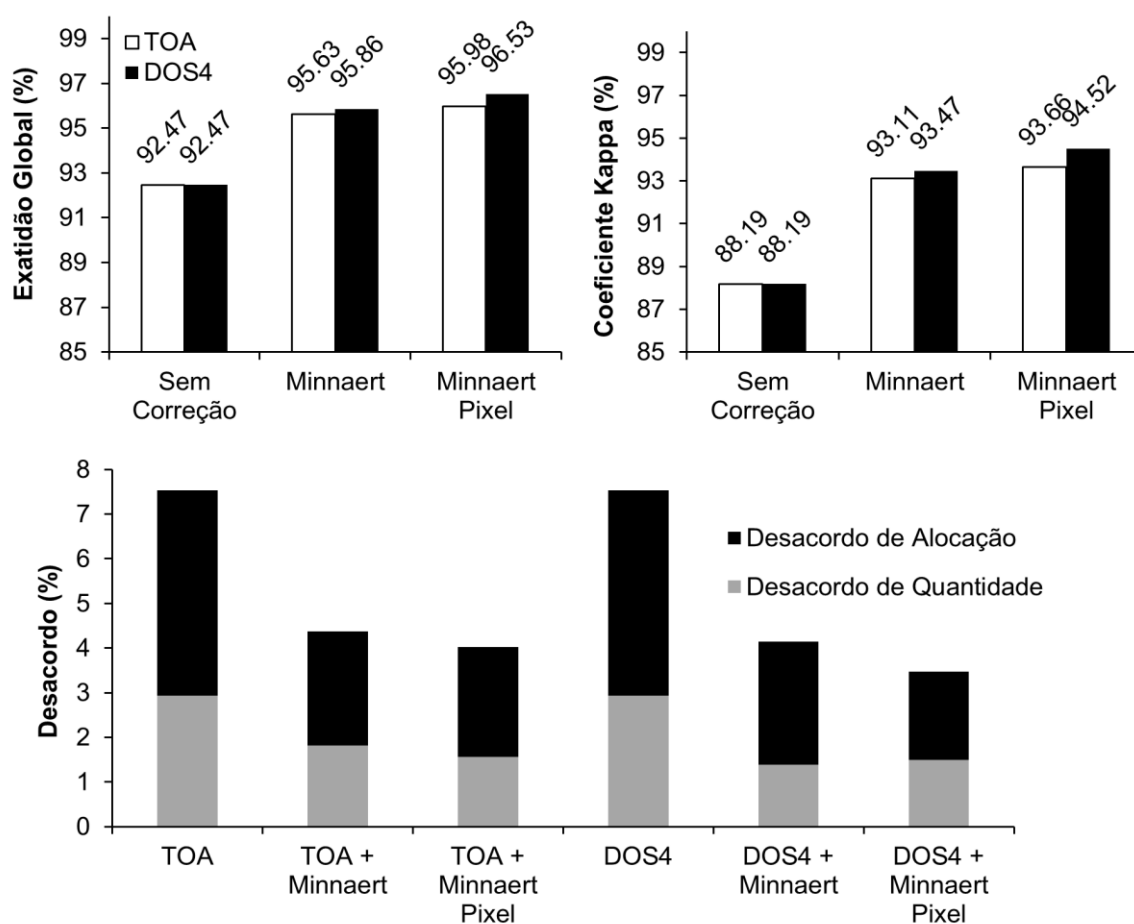


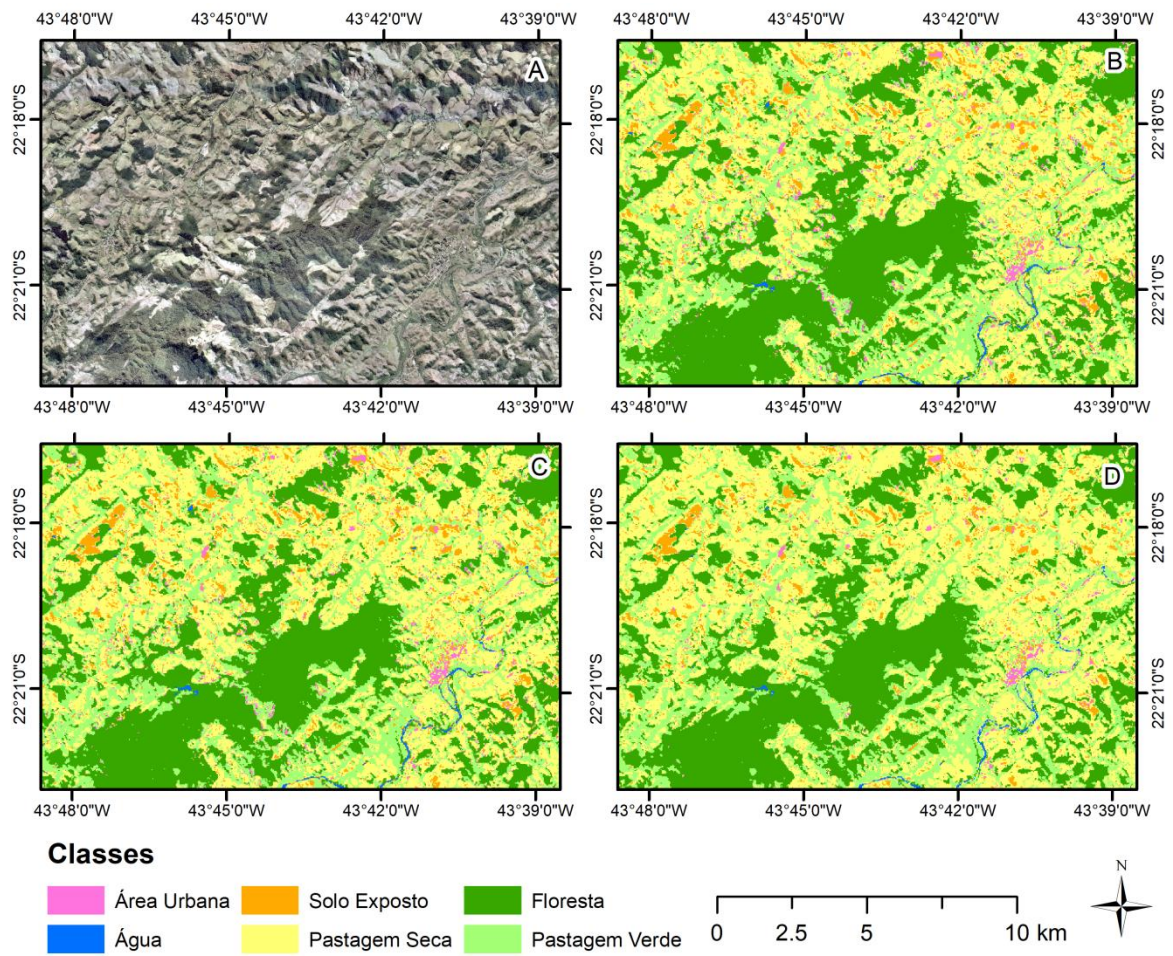
Tabela 10 - Comparação entre os valores de kappa (teste Z) das classificações com e sem correção topográfica. Valores entre parênteses representam a significância do teste a 5% de probabilidade. * representa diferença significativa.

		TOA + Minnaert	TOA + Minnaert Pixel
TOA	-	7.794 (3.22 x 10 ⁻¹⁵) *	8.779 (0.0000) *
TOA + Minnaert		-	1.00 (0.1583)
TOA + Minnaert Pixel			-

	DOS4	DOS4 + Minnaert	DOS4 + Minnaert Pixel
DOS4	-	8.433 (0.0000) *	10.401 (0.0000) *
DOS4 + Minnaert		-	2.021 (0.0217) *
DOS4 + Minnaert Pixel			-

O MAXVER é um classificador pixel a pixel e visualmente pode-se observar a redução do aspecto *Salt and Pepper* quando os métodos de correção topográfica foram utilizados (Figura 17).

Figura 17 - A – Ortofoto – imagem de referência; B - Classificação MAXVER da imagem em DOS4; C – Imagem DOS4 + Minnaert; D - DOS4 + Minnaert pixel a pixel



6. CONCLUSÃO

O efeito topográfico é um obstáculo inevitável quando se trabalha com imagens orbitais em áreas de relevo não planos. Este é o caso da área selecionada para este estudo, situada em região de domínio morfoclimático de mares de morros. Em casos assim, a correção topográfica da cena é tão importante quanto a correção atmosférica. Embora existam várias outras metodologias para a correção topográfica, este trabalho concentrou-se em avaliar maneiras de aprimorar os resultados obtidos com o modelo empírico não-lambertiano de Minnaert.

A forma de obtenção dos coeficientes de Minnaert relaciona-se com os valores os ajustes encontrados. A estratificação da cena em classes de cosseno do ângulo de iluminação permite estimar um coeficiente de Minnaert mais representativo em relação a outras formas de obtenção (Amostragem em áreas, amostragem aleatória, separação por NDVI).

A aplicação do modelo de Minnaert em imagens em reflectância aparente (TOA) aumenta a variabilidade espectral na banda do azul, o que não é desejável.

Não há diferença significativa na entre as quatro formas de subtração de objeto escuro analisadas. A modelagem da radiância difusa incidente não resultou em melhorias na correção atmosférica.

A obtenção de coeficientes de Minnaert por pixel resultou em melhorias no modelo tradicional de Minnaert, tornando a classe mais homogênea, mais próxima a informação espectral de pontos planos e, principalmente, pela redução das sobrecorreções.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Ab'Sáber AN. Províncias geológicas e domínios morfoclimáticos no Brasil. vol. 20. 1st ed. São Paulo: USP; 1970.

Berk A, Conforti P, Kennett R, Perkins T, Hawes F, van den Bosch J. MODTRAN6: a major upgrade of the MODTRAN radiative transfer code. Algorithms Technol. Multispectral, Hyperspectral, Ultraspectral Imag. XX, vol. 9088, SPIE; 2014, p. 90880H. doi:10.1117/12.2050433.

Bishop MP, Colby JD. Anisotropic reflectance correction of SPOT-3 HRV imagery. Int J Remote Sens 2002;23:2125–31. doi:10.1080/01431160110097231.

Carpenter GA, Gopal S, Macomber S, Martens S, Woodcock CE. A Neural Network Method for Mixture Estimation for Vegetation Mapping. Remote Sens Environ 1999;70:138–52. doi:10.1016/S0034-4257(99)00027-9.

Chander G, Markham BL, Helder DL. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. Remote Sens Environ 2009;113:893–903. doi:10.1016/j.rse.2009.01.007.

Chavez Jr. PS. Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved. Photogramm Eng Remote Sens 1996;62:1025–1036.

Chavez Jr. PS. Radiometric calibration of Landsat Thematic Mapper multispectral images. Photogramm Eng Remote Sensing 1989;55:1285–94.

Chavez Jr. PS. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. Remote Sens Environ 1988;24:459–79.

Chuvieco E, Huete A. Fundamentals of Satellite Remote Sensing. 1ª. Boca Rato: CRC Press; 2010.

Civco DL. Topographic normalization of Landsat Thematic Mapper digital imagery. Photogramm Eng Remote Sens 1989;55:1303–9.

Clark B, Suomalainen J, Pellikka P. A comparison of methods for the retrieval

of surface reflectance factor from multitemporal SPOT HRV, HRVIR, and HRG multispectral satellite imagery. *Can J Remote Sens* 2010;36:397–411.

Colby JD. Topographic Normalization in Rugged Terrain. *Photogramm Eng Remote Sens* 1991;57:531–7.

Colby JD, Keating PL. Land cover classification using Landsat TM imagery in the tropical highlands: The influence of anisotropic reflectance. *Int J Remote Sens* 1998;19:1479–500. doi:10.1080/014311698215306.

Congalton RG, Mead RA. A Quantitative Method to Test for Consistency and Correctness in Photointerpretation *. *Photogramm Eng Remote Sensing* 1983;49:69–74. doi:0099-11 12/83/4901-69\$02.25/0.

Ekstrand S. Landsat TM-Based Forest Damage Assessment: Correction for Topographic Effects. *Photogramm Eng Remote Sens* 1996;62:151–61.

Gleriani JM, Antunes MAH, Soares VP, Ribeiro CAAS. Land cover variation of Minnaert constant for topographic correction of thematic mapper data. 2012 IEEE Int. Geosci. Remote Sens. Symp., IEEE; 2012, p. 2210–2. doi:10.1109/IGARSS.2012.6351060.

Hantson S, Chuvieco E. Evaluation of different topographic correction methods for Landsat imagery. *Int J Appl Earth Obs Geoinf* 2011;13:691–700. doi:10.1016/J.JAG.2011.05.001.

Holben BN, Justice C O. The Topographic Effect on Spectral Response from Nadir-Pointing Sensors. *Photogramm Eng Remote Sens* 1980;46:1191–200.

Hudson WD, Ramm CW. Correct formulation of the Kappa coefficient of agreement (in remote sensing). *Photogramm Eng Remote Sens* 1987;53:421–2.

Idso SB, Baker DG, Gates DM. The Energy Environment of Plants. *Adv. Agron.*, vol. 18, Academic Press; 1966, p. 171–218. doi:10.1016/S0065-2113(08)60650-1.

Kleipool QL, Dobber MR, de Haan JF, Levelt PF. Earth surface reflectance climatology from 3 years of OMI data. *J Geophys Res Atmos* 2008;113:1–22.

doi:10.1029/2008JD010290.

Lasdon LS, Waren AD, Jain A, Ratner M. Design and Testing of a Generalized Reduced Gradient Code for Nonlinear Programming. *ACM Trans Math Softw* 1978;4:34–50. doi:10.1145/355769.355773.

Latorre M, Carvalho Júnior OA de, Carvalho APF, Shimabukuro YE. Correção atmosférica: Conceitos e fundamentos. *Espaço Geogr* 2002;5:153–78.

Li F, Jupp DLB, Thankappan M, Lymburner L, Mueller N, Lewis A, et al. A physics-based atmospheric and BRDF correction for Landsat data over mountainous terrain. *Remote Sens Environ* 2012;124:756–70. doi:10.1016/J.RSE.2012.06.018.

Li H, Xu L, Shen H, Zhang L. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing A general variational framework considering cast shadows for the topographic correction of remote sensing imagery. *ISPRS J Photogramm Remote Sens* 2016;117:161–71. doi:10.1016/j.isprsjprs.2016.03.021.

Lima RN de S, Ribeiro CB de M. Comparação de Métodos de correção topográfica em imagens Landsat sob diferentes condições de iluminação. *Rev Bras Cartogr* 2014;66:1097–116.

Liou KN. *An Introduction to Atmospheric Radiation*. 2nd ed. New York: Academic Press; 2002.

Lu D, Ge H, He S, Xu A, Zhou G, Du H. Pixel-based Minnaert correction method for reducing topographic effects on a landsat 7 ETM+ image. *Photogramm Eng Remote Sensing* 2008;74:1343–50. doi:10.14358/pers.74.11.1343.

Mahiny AS, Turner BJ. A comparison of four common atmospheric correction methods. *Photogramm Eng Remote Sensing* 2007;73:361–8. doi:10.14358/PERS.73.4.361.

Mather P, Tso B. *Classification methods for remotely sensed data*, second edition. 2016.

Minnaert M. The reciprocity principle in lunar photometry. *Astrophys J* 1941;93:403. doi:10.1086/144279.

Moreira* EP, Valeriano M de M, Sanches IDA, Formaggio AR, Moreira* EP, Valeriano M de M, et al. Topographic Effect on Spectral Vegetation Indices From Landsat Tm Data: Is Topographic Correction Necessary? *Bol Ciências Geodésicas* 2016;22:95–107. doi:10.1590/S1982-21702016000100006.

Oliver RE, Berry JK, Smith JA. A Portable Instrument for Measuring Apparent Directional Reflectance. *Opt Enginnering* 1975;14:244–7.

Pontius RG, Millones M. Death to Kappa: Birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *Int J Remote Sens* 2011;32:4407–29. doi:10.1080/01431161.2011.552923.

Riano D, Chuvieco E, Salas J, Aguado I. Assessment of different topographic corrections in landsat-TM data for mapping vegetation types (2003). *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 2003;41:1056–61. doi:10.1109/TGRS.2003.811693.

Richter R, Kellenberger T, Kaufmann H. Comparison of topographic correction methods. *Remote Sens* 2009;1:184–96. doi:10.3390/rs1030184.

Shepherd JD, Dymond JR. Correcting satellite imagery for the variance of reflectance and illumination with topography. *Int J Remote Sens* 2003;24:3503–14. doi:10.1080/01431160210154029.

Slater PN. *Remote sensing: Optics and optical systems*. 1st ed. Boston: Addison-Wesley; 1980.

Smith JA, Lin TL, Ranson KJ. The Lambertian Assumption and Landsat Data. *Photogramm Eng Remote Sensing* 1980;46:1183–9.

Soenen SA, Peddle DR, Coburn CA. SCS+C: A modified sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 2005;43:2148–59. doi:10.1109/TGRS.2005.852480.

Song C, Woodcock CE, Seto KC, Lenney MP, Macomber SA. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects? *Remote Sens Environ* 2001;75:230–44. doi:10.1016/S0034-4257(00)00169-3.

Teillet PM, Guindon B, Goodenough DG. On the Slope-Aspect Correction of Multispectral Scanner Data. *Can J Remote Sens* 1982;8:84–106. doi:10.1080/07038992.1982.10855028.

Velloso SGS. Sensoriamento remoto aplicado à avaliação da dinâmica da regeneração natural em ambiente de floresta atlântica e sua modelagem por redes neurais. Universidade Federal de Viçosa, 2016.

Vermote EF, Tanré D, Luc Deuzé J, Herman M, Morcrette J-J. Second Simulation of the Satellite Signal in the Solar Spectrum, 6S: An Overview. vol. 35. 1997.

APÊNDICE 1

Matrizes de confusão para avaliação das classificações.

MAXVER TOA

		Referência					
		Urbana	Água	Solo Exposto	Pasto Seco	Floresta	Pasto Verde
Classificação	Urbana	676	0	17	45	0	3
	Água	0	237	0	2	11	0
	Solo Exposto	13	0	325	77	0	0
	Pasto Seco	2	0	29	697	19	112
	Floresta	5	0	0	9	3631	112
	Pasto Verde	1	0	1	34	3	511

MAXVER TOA + Minnaert

		Referência					
		Urbana	Água	Solo Exposto	Pasto Seco	Floresta	Pasto Verde
Classificação	Urbana	705	0	3	32	0	1
	Água	1	248	0	0	1	0
	Solo Exposto	10	0	370	35	0	0
	Pasto Seco	0	0	47	725	17	70
	Floresta	0	0	19	0	3703	35
	Pasto Verde	0	0	5	10	1	534

MAXVER TOA + Minnaert Pixel a Pixel

		Referência					
		Urbana	Água	Solo Exposto	Pasto Seco	Floresta	Pasto Verde
Classificação	Urbana	721	0	8	11	0	1
	Água	1	248	0	0	1	0
	Solo Exposto	11	0	363	41	0	0
	Pasto Seco	2	0	47	721	15	74
	Floresta	4	0	2	0	3718	33
	Pasto Verde	0	0	3	10	0	537

CAPÍTULO 2

Potencial de regeneração espontânea como critério de conexão para fragmentos florestais

Resumo: A conexão de fragmentos de florestas é uma das estratégias para a manutenção da biodiversidade e do equilíbrio dos ecossistemas florestais. Os métodos tradicionais para projetar corredores ecológicos usam o conhecimento tácito de um painel de especialistas para atribuir pesos às variáveis explicativas do fenômeno. Neste trabalho, uma nova metodologia foi proposta a fim de priorizar áreas de maior potencial de regeneração espontânea. Foram utilizados os Pesos de Evidência (WoE), um método bayesiano que se baseia na teoria da probabilidade condicional. Imagens de sensoriamento remoto com correção topográfica foram utilizadas para mapear fragmentos florestais em duas ocasiões diferentes em um intervalo de 36 anos e as áreas em regeneração espontânea foram identificadas. O processo de correção topográfica contribuiu para a identificação dos fragmentos florestais e da regeneração espontânea em uma área de mares de morros. Essas áreas serviram como evidência para avaliar a contribuição de variáveis ambientais, topográficas e antrópicas para o processo de regeneração natural. O WoE constituiu critério de seleção para determinar as funções fuzzy de cada variável e uma superfície de custo difusa foi obtida. Por fim, o algoritmo de minimização de custos foi utilizado para traçar corredores ecológicos priorizando áreas com maior potencial de regeneração natural. Os Pesos de Evidência têm potencial para tornar mais objetivo o processo de delimitação de corredores ecológicos, destacando áreas com maior potencial de regeneração natural. Portanto, espera-se que uma redução de custos e o aumento da taxa de sucesso da implantação de corredores ecológicos sejam alcançados com essa metodologia.

1. INTRODUÇÃO

Serviços ambientais, como sequestro de carbono (Bellassen e Luyssaert, 2014), recarga do lençol freático (Valtera e Schaetzl, 2017), proteção de recursos hídricos (Morri et al., 2014) e conservação da biodiversidade (Closset-Kopp et al., 2016; Santos et al., 2010) podem ser identificados em uma floresta em equilíbrio. Por outro lado, a fragmentação florestal prejudica todos esses serviços (Pelorosso et al., 2016; Santos et al., 2010). O crescimento desordenado e a substituição das florestas por áreas urbanas, lavouras e pastagens promoveram a fragmentação da floresta em vários biomas ao redor do mundo (Pierik et al., 2016; Ribeiro et al., 2009).

As florestas tropicais são caracterizadas por altos índices de biodiversidade, endemismo e concentração de espécies ameaçadas de extinção. A Mata Atlântica, por exemplo, é responsável por abrigar de 1 a 8% da diversidade da flora e fauna mundial (Silva e Casteleti, 2003). Apesar disso, essas florestas estão se tornando cada vez mais reduzidas e isoladas (Ribeiro et al., 2009) e os fragmentos remanescentes estão geralmente sob intenso efeito de borda (Arroyo-Rodríguez et al., 2013; Laurance et al., 2006; Santos et al., 2010). Os números mais recentes do Atlas da Mata Atlântica indicam que apenas 12,4% da área monitorada possui cobertura florestal (Fundação SOS Mata Atlântica e INPE, 2021).

A conectividade entre fragmentos florestais contribui para a manutenção da diversidade inter e intraespecífica, responsáveis pela persistência das populações vegetais e animais (Pelorosso et al., 2016). Os corredores ecológicos promovem a conexão dos fragmentos, e ao passo que facilitam a movimentação de animais, promovem o fluxo gênico, a dispersão de sementes e a recolonização de áreas (Closset-Kopp et al., 2016; Ribeiro et al., 2017; Salazar et al., 2017), o que contribui para o equilíbrio ecológico e resiliência da paisagem (Pelorosso et al., 2016).

Vários trabalhos propuseram diferentes metodologias para o projeto de corredores ecológicos (Carlier e Moran, 2019; Morandi et al., 2020; Théau et al., 2015). Muitos deles usaram análise multicritério e dependem da ponderação de especialistas (por exemplo, Ferretti e Pomarico, 2013; Pierik et al., 2016; Schwaida et al., 2018). Embora apresente bons resultados, esse processo de ponderação torna a metodologia subjetiva, não aplicável globalmente e altamente dependente do

conhecimento tácito do painel de especialistas (Morandi et al., 2020). Neste trabalho, buscamos reduzir a subjetividade por meio da metodologia dos Pesos de Evidências (Agterberg et al., 1993).

Após ciclos desordenados de exploração econômica, exemplos de incremento de área de cobertura em florestas tropicais podem ser vistos em vários países (Borda-Niño et al., 2020). Embora a Mata Atlântica seja muito fragmentada, a regeneração natural espontânea tem sido observada em alguns locais do bioma (Freitas et al., 2010; Molin et al., 2017; Teixeira et al., 2009). No período de 1985 a 2015, a Mata Atlântica aumentou 219.735 ha devido à regeneração natural (Fundação SOS Mata Atlântica e INPE, 2016). Este processo é influenciado por fatores socioeconômicos e biofísicos (Borda - Niño et al., 2020). O êxodo rural e a consequente redução das atividades rurais proporcionam o espaço para o retorno da floresta (Chazdon e Guariguata, 2016; Silva et al., 2018). As políticas públicas e a legislação ambiental também contribuem (Borda - Niño et al., 2020).

Além das variáveis antrópicas, o processo de regeneração natural espontânea é muito influenciado pela topografia (Rezende et al., 2015; Santos et al., 2019). A topografia controla características como face de exposição, inclinação e tipo de curvatura (remoção ou deposição) e, consequentemente, influencia as condições ambientais (Oliveira et al., 1995) e a capacidade do ambiente de reagir a perturbações (Santos et al., 2019).

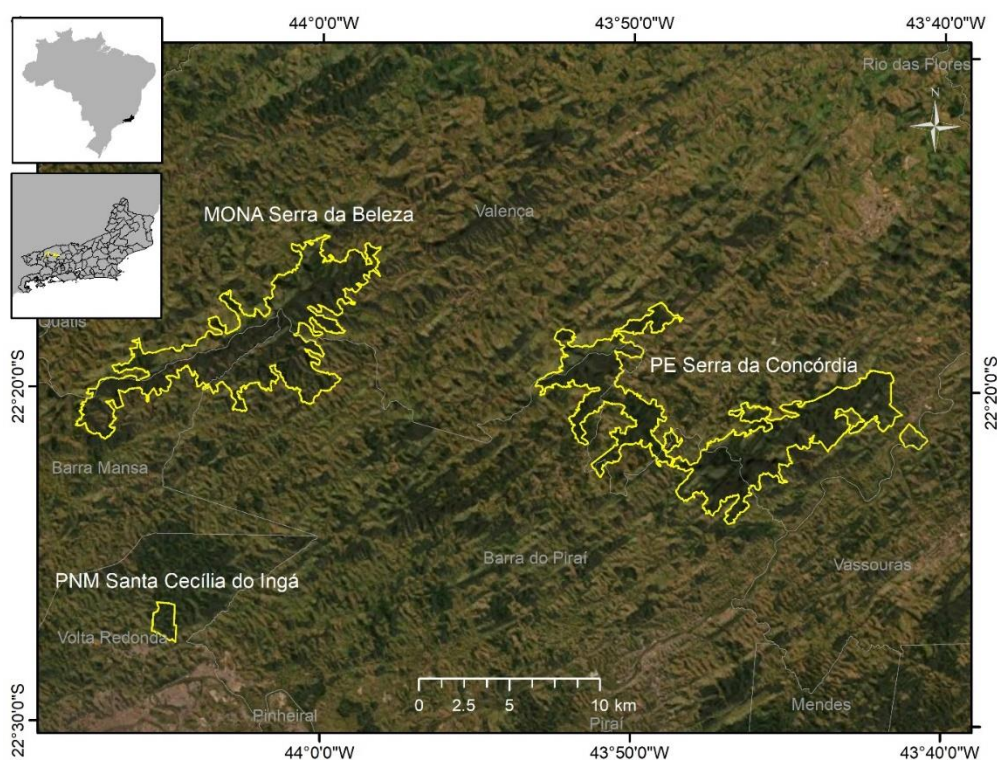
O reflorestamento passivo, isto é, a condução da regeneração natural, tem a vantagem de instalar espécies adaptadas regionalmente e geneticamente e de reduzir os custos de restauração florestal (Chazdon e Guariguata, 2016; Holl e Aide, 2011) uma vez que o reflorestamento ativo na Mata Atlântica é uma atividade muito cara (Brancalion et al., 2019; Crouzeilles et al., 2020). Apesar disso, a restauração passiva é uma abordagem pouco empregada na Mata Atlântica (Brancalion et al., 2019). A identificação e o uso de áreas com maior potencial de regeneração natural para conectar fragmentos isolados também são pouco explorados nas metodologias de projeto de corredores ecológicos.

Assim, neste trabalho será apresentada uma metodologia para traçar corredores ecológicos por áreas que facilitem o processo de regeneração natural. A metodologia visa reduzir a subjetividade na alocação de pesos por multicritério e na escolha dos parâmetros, o que será feito por meio da observação de evidências.

2. MATERIAL E METODOS

A metodologia proposta foi aplicada com o objetivo de conectar três Unidades de Conservação (UCs) localizadas na região do médio rio Paraíba do Sul, no estado do Rio de Janeiro, Brasil (Figura 18). Esta região pertence ao Domínio da Mata Atlântica, a fitofisionomia é de Floresta Estacional Semidecidual e a sub-região biogeográfica é classificada como Florestas de Interior (Silva e Casteleti, 2003). A zona morfoclimática é de Mar de Morros (Ab'Sáber, 1970), que se caracteriza por uma cadeia de morros arredondados; O clima é do tipo Cwa segundo a classificação de Köppen: temperatura úmida com inverno seco (junho a setembro) e verão quente (dezembro a março) (Alvares et al., 2013). A variação de altitude está entre 278m e 1.124 m. A classe dos Latossolos Vermelho-Amarelo (LVA) é predominante na região (Carvalho Filho et al., 2000).

Figura 18. Localização da área de estudo e identificação das unidades de conservação a serem conectadas



As UCs estudadas foram o Parque Estadual da Serra da Concórdia (PESC), o Monumento Natural Estadual Serra da Beleza (MONA SB) e o Parque Natural Municipal Fazenda Santa Cecília do Ingá (PNMI). O PESC, que está situado entre

os municípios de Valença e Barra do Piraí, foi instituído pelo Decreto Estadual RJ32577/2002 e ampliado pelo Decreto Estadual RJ45766/2016, totalizando 5.952,11 ha. O MONA SB abrange parte dos municípios de Barra Mansa, Valença e Barra do Piraí, foi instituído pelo Decreto Estadual RJ45989/2017 e tem uma área de 5.473,78 ha. Essas duas UCs são gerenciadas pelo Instituto Estadual do Ambiente (INEA) do Rio de Janeiro. O PNMI é a maior área verde protegida localizada no município de Volta Redonda (RJ), com aproximadamente 211 ha. Esta área, que pertencia a uma antiga fazenda de café, foi adquirida pela prefeitura municipal em 1955 e atualmente está protegida pela Lei Orgânica do Município.

As UCs estudadas incorporam o contexto mais amplo de fragmentação florestal na Mata Atlântica. São estrategicamente importantes para a conservação da biodiversidade por serem legalmente protegidas e por abrigar uns dos poucos ambientes que ainda resguardam as Florestas Estacionais Semidecíduais. As Florestas Estacionais Semidecíduais cobrem mais de 60% da Floresta de Interior, e essa sub-região biogeográfica é uma das mais ameaçadas da Mata Atlântica. No ano de 2005, enquanto o Bioma Mata Atlântica tinha 11.3% de remanescentes, restavam cerca de 7% de vegetação remanescente na Floresta de Interior (Ribeiro et al. 2009) e atualmente apenas 6.8% dessa vegetação remanescente está em áreas protegidas, o que representa 0,8% da cobertura original (Carlucci et al. 2021).

2.1. Análise da Dinâmica Florestal

As perdas e incrementos da classe de cobertura florestal foram avaliadas a partir de imagens de dois sensores diferentes: *Thematic Mapper* (TM)/ Landsat 5 e *Operational Land Imagery* (OLI)/Landsat 8. As cenas selecionadas referem-se a órbita 2017, ponto 76 e às datas de 5 de agosto de 1985 (TM/LS5) e 24 de agosto de 2021 (OLI/LS8), ambos com uma resolução espacial de 30 m. As cenas têm, portanto, uma diferença de aproximadamente 36 anos. Essas imagens foram obtidas no portal Earth Explorer da USGS, com atenuação dos efeitos atmosféricos (*Landsat Collection 1* Nível 2), contendo, portanto, informações sobre a refletância da superfície. Para a correção atmosférica a USGS utiliza softwares específicos para cada sensor (Masek, et al., 2006; Vermote et al., 2016), aplicando o método que

aplica o método *Second Simulation of a Satellite Signal in the Solar Spectrum* conhecido por 6S. Como dados de entrada os softwares utilizam informações de vapor de água, ozônio, altura geopotencial, espessura óptica de aerossol e modelo digital de elevação.

2.1.1. Correção Topográfica das Cenas

Como a área de estudo está inserida em uma área do domínio de mares de morros, a acurácia de classificações automáticas tende a ser prejudicada pelo efeito topográfico (CAPÍTULO 1). Por isso, antes de realizar o processo de classificação automática, foi realizada uma etapa de pré-processamento para a correção topográfica das cenas. Como abordagem de correção topográfica utilizou-se a metodologia Minnaert Pixel a Pixel descrita no capítulo anterior. As informações do relevo, necessárias à correção topográfica, foram obtidas a partir do Modelo digital de elevação *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM). As equações para obtenção dos coeficientes de Minnaert e a avaliação gráfica da redução da dependência entre as reflectâncias espectrais (ρ_λ) e o ângulo de iluminação ($\cos\theta_i$) são apresentados no Apêndice 1.

2.1.2. Classificação das imagens

As classes de uso e cobertura da terra foram identificadas com o classificador de máxima verossimilhança (MAXVER). Foram utilizadas seis classes principais: 1 – áreas urbanas; 2 – corpos d'água; 3 – solo exposto; 4 – pastagem seca; 5 – floresta; 6 – pastagem verde (ou úmida).

No *software* ArcGIS, quando a classificação por máxima verossimilhança é executada, um arquivo de saída opcional, contendo os níveis de confiança da classificação, pode ser produzido. As células são categorizadas em 14 níveis de confiança que indicam a probabilidade de o pixel ter sido classificado corretamente. O nível 1 representa uma chance de acerto de 0.995 a 1, e a categoria 14 é dos pixels de menor probabilidade de acerto (de 0.0 a 0.005). Esse arquivo foi utilizado para comparar o desempenho do classificador nas imagens sem correção com as imagens submetidas a correção topográfica.

2.2. Modelagem de Peso de Evidência

Os Pesos de Evidências (WoE) foram usados para identificar como as variáveis ambientais se relacionam com o processo de incremento de cobertura florestal. WoE são utilizados na modelagem ambiental para estimar as probabilidades de transição de estado (ou classes de cobertura da terra), a partir da ocorrência de evidências e suas relações com um conjunto de variáveis. Por exemplo, em um determinado intervalo de tempo observa-se que as pastagens mais próximas dos fragmentos florestais se regeneram com maior facilidade, sendo essa uma evidência. Assim as áreas mais próximas aos fragmentos terão maiores valores de WoE, indicando maior possibilidade de, nessas áreas, as pastagens se regenerarem e ceder lugar a cobertura florestal. WoE, que se baseia no Teorema de Bayes, consiste na quantificação de probabilidades condicionais (Bonham-Carter, 1994).

A metodologia WoE foi originalmente implementada com dados não espaciais, principalmente na área de saúde, para avaliar as relações sintoma-doença. A magnitude dos pesos varia de acordo com a intensidade da associação entre um sintoma e a ocorrência de uma doença em um grande grupo de pacientes. Na década de 1980, o WoE foi adaptado ao ambiente dos Sistemas de Informação Geográfica (SIG) para prever a ocorrência de minerais (Agterberg et al., 1993), assumindo-se que caso haja evidência da ocorrência de um evento em um espaço geográfico, então os pesos das evidências podem ser quantificados (Bonham-Carter, 1994). O método foi utilizado para a espacialização de áreas com potencial favorável para depósitos minerais, o que leva a amplas aplicações para a geologia. Atualmente, WoE tem sido aplicado em vários estudos ambientais (por exemplo, Santos et al., 2019; Soares-Filho et al., 2004; Teixeira et al., 2009).

Para os fins deste estudo, a evidência foi o incremento de cobertura florestal ao longo de 36 anos (1985 - 2021). Essa evidência pode ser relacionada com vários fatores; neste estudo de caso foram analisados oito deles: altitude, inclinação, face de exposição, índice de posição topográfica e distâncias em relação aos fragmentos florestais, às áreas urbanas, aos rios e às rodovias. Os valores dos pesos de evidência foram determinados por meio do software Dinamica EGO (*Environment of Geoprocessing Objects*) (Soares-Filho et al., 2016).

As informações de altitude (m), inclinação (%), face de exposição (graus) e índice de posição topográfica (TPI, adimensional) foram obtidas a partir do modelo digital de elevação *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), que tem tamanho de pixel de 1 segundo de arco (aproximadamente 30 m), comparável as imagens Landsat. Para TPI foi utilizada a metodologia de Weiss (2001). Esse índice compara a elevação de cada célula do MDE à elevação média da vizinhança. Foi utilizada uma janela de 33 x 33 pixels, valor sugerido por Weiss (2001). Valores de TPI positivos indicam locais mais elevados do que a média da vizinhança, já valores negativos, representam locais que são mais baixos do que os seus arredores. Valores de TPI próximos a zero representam áreas planas ou de inclinação constante.

Os fragmentos florestais e as áreas urbanas foram identificados em 1985 e 2021 nas cenas Landsat. A distância em relação a essas classes tem uma característica dinâmica, podendo variar a cada iteração do modelo, e por isso são tratadas de maneira diferente no *software*. Já as distancias em relação às rodovias e aos rios foram tratadas como variáveis estáticas. Neste último caso, os arquivos vetoriais dos mapas do Projeto RJ 1:25.000, do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), foram usadas como referência.

Como os WoE são atribuídos a conjuntos, uma das premissas para sua aplicação é a categorização de variáveis, o que pode ser feito antes ou durante a aplicação no Dinamica EGO; outra necessidade é que o conjunto de variáveis empregadas sejam independentes. A independência das variáveis utilizadas foi avaliada por meio dos coeficientes de associação (testes de pares de variáveis) Crammery, Contingência e Incerteza da Informação Conjunta (IIC), apresentados e discutidos por Bonham-Carter (1994). Apesar de não haver consenso nos limites para a inclusão ou exclusão de variáveis em relação a independência, uma avaliação pode ser obtida por meio da interpretação global dessas medidas de associação (Soares-Filho et al., 2009). Os valores variam de 0 (zero), indicando independência total, a 1 (um), denotando dependência total. Bonham-Carter (1994) sugere que o limite de correlação de 0,5 pode ser adotado como um critério de inclusão para os coeficientes de incerteza de Crammery e IIC. Molin et al. (2017), por exemplo, utilizaram este limiar.

2.3. Análise Fuzzy

Para modelar o potencial de regeneração natural nas áreas estudadas foram utilizadas superfícies fuzzy. A lógica fuzzy tornou-se conhecida a partir da publicação de Zadeh (1965), cuja proposta era desenvolver um procedimento matemático adequado para modelar raciocínios imprecisos. Enquanto a lógica clássica booleana é dicotômica (verdadeiro ou falso, ou contido e não contido no caso de conjuntos matemáticos), a lógica fuzzy admite valores intermediários compreendidos entre o verdadeiro e falso, valendo-se do conceito de graus de pertinência.

As funções de pertinência fuzzy *Small* (Eq. (1)), *Large* (Eq. (2)) e *Gaussian* (Eq. (3)), disponíveis no software ArcGIS, foram usadas. Funções *Small* indicam que uma alta associação difusa é atribuída a pequenos valores de variáveis de entrada. Por outro lado, as funções *Large* apresentam variáveis diretamente proporcionais. Ambas as funções *Large* e *Small* definem um valor de pertinência fuzzy de 0,5 no ponto médio. As funções gaussianas atribuem um valor de associação de 1 no ponto médio, diminuindo na associação conforme os valores de entrada se desviam do ponto médio seguindo a curva de distribuição normal.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{f_2}\right)^{f_1}} \quad (1)$$

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{f_2}\right)^{-f_1}} \quad (2)$$

$$\mu(x) = e^{-f_1 * (x - f_2)^2} \quad (3)$$

Onde $\mu(x)$ é a função de pertinência fuzzy; x é a variável de entrada; f_1 é a propagação ou espalhamento; e f_2 é o ponto médio. Para as funções *Small* e *Large*, aumentar o espalhamento (f_1) leva a uma curva fuzzy mais íngreme; da mesma forma, para a função gaussiana, o aumento em f_1 torna os valores mais agrupados em torno do ponto médio.

A lógica fuzzy tem sido usada na definição de corredores ecológicos (Morandi et al., 2020; Pierik et al., 2016; Santos et al., 2020). Nessas pesquisas, as funções de pertinência mais adequadas foram escolhidas com base no conhecimento de um painel de especialistas. Aqui, as funções de pertinência foram

selecionadas de acordo com as evidências (WoE) observadas. Para isso, os valores de WoE foram escalados entre zero e um (WoE_{0-1}) pela aplicação da Eq. (4), a fim de ter o mesmo intervalo $\mu(x)$ para fins de comparação.

$$WoE_{0-1} = \frac{WoE - WoE_{min}}{WoE_{max} - WoE_{min}} \quad (4)$$

Onde: WoE_{0-1} é o peso normalizado da evidência (WoE) no intervalo de 0 a 1; WoE_{min} e WoE_{max} são, respectivamente, os valores mínimo e máximo observados para cada variável.

O método do Gradiente Reduzido Generalizado (GRG) (Lasdon et al., 1978), uma função de otimização não linear, foi usado para definir os parâmetros f_1 e f_2 e as funções de pertinência fuzzy. A função objetivo foi configurada para minimizar a soma dos erros quadráticos entre os valores $WoE_{(0-1)}$ e $\mu(x)$. Assim, as funções e os valores dos parâmetros f_1 e f_2 são os que minimizam o erro. Como forma de medir o erro em cada função, a raiz quadrada do erro médio (RMSE) foi calculada em valores absolutos (entre 0 e 1).

2.4. Projeto do corredor ecológico

Com o objetivo de conectar as unidades de conservação por meio de corredores ecológicos, foi criada uma superfície de custo de forma que os menores custos sejam as áreas favoráveis ao incremento de cobertura florestal.

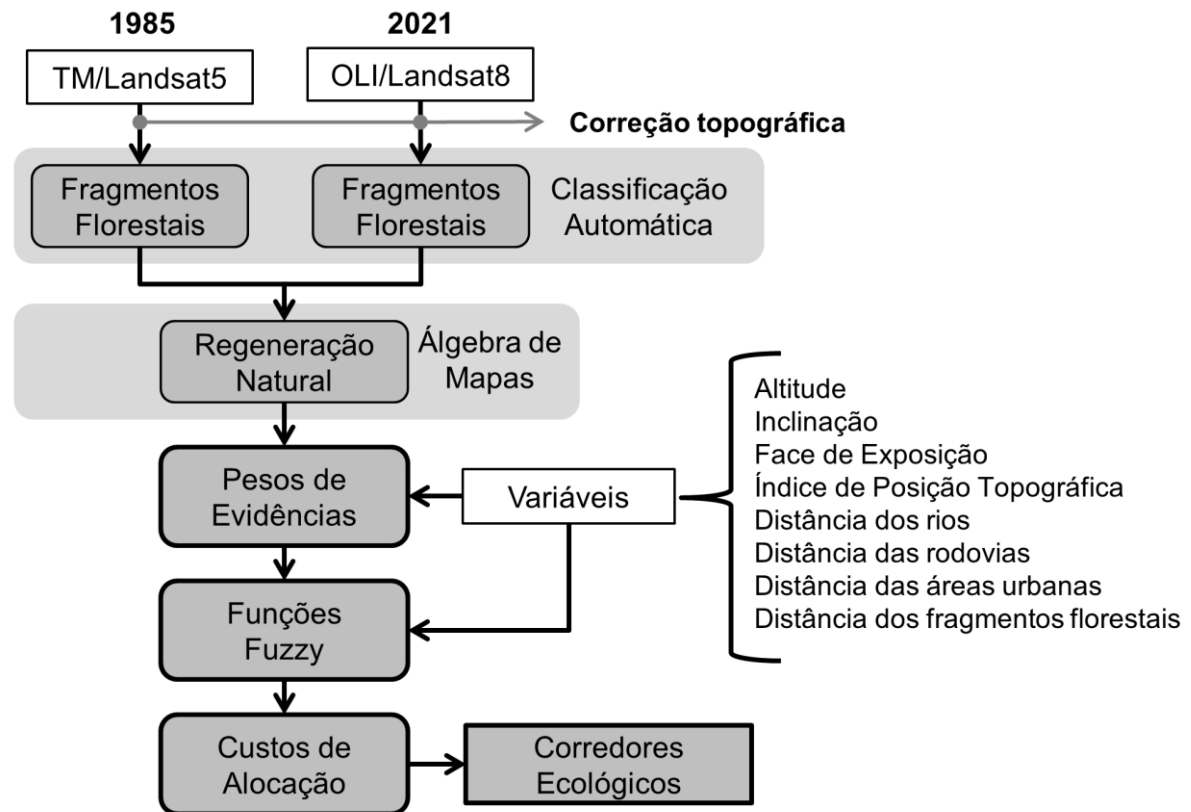
A matriz de custos foi originada pelo processo de sobreposição (*overlay*) das superfícies de pertinência fuzzy de cada variável selecionada. O algoritmo de sobreposição utilizado no programa ArcGIS foi o *Product*, que prioriza a combinação do conjunto de variáveis. Ao gerar a superfície de custo os valores foram invertidos, de modo que as áreas mais favoráveis a regeneração natural tivessem os menores custos. Por fim, foi utilizado a ferramenta *Patch Distance* para determinar o caminho de menor custo acumulativo para conectar as unidades de conservação entre si.

O Decreto Federal 750/1993, relativo à proteção da Mata Atlântica, prevê o desenvolvimento de corredores ecológicos entre seus remanescentes, o que foi posteriormente regulamentado pela Resolução CONAMA 9/1996. Esta resolução estabelece uma largura de corredor de 10% (dez por cento) de seu comprimento total, ou uma largura mínima de 100 m.

Para resumir a abordagem adotada neste artigo, uma visão geral da metodologia proposta para projetar corredores ecológicos priorizando áreas que favorecem o processo de regeneração natural é apresentada na

Figura 19.

Figura 19 - Resumo metodológico



3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

3.1. Classificação de imagens

Assim como nos resultados encontrado no capítulo 1, o processo de correção topográfica pelo método Minnaert Pixel a Pixel reduziu a variabilidade espectral intraclasse, favorecendo o processo de classificação automática. Todas as equações utilizadas para definição dos coeficientes de Minnaert, são apresentadas no Apêndice 1. Uma inspeção visual, acerca da qualidade da correção pode ser feita

pelas Figuras 20 e 21, destacando a área do MONA SB. O resultado da classificação das imagens corrigidas é apresentado na Figura 22.

Figura 20 - Comparação entre a cena de 1985 sem correção topográfica (A) e com correção pelo método de Minnaert pixel a pixel (B) na área atual do Monumento Natural (MONA) estadual Serra da Beleza

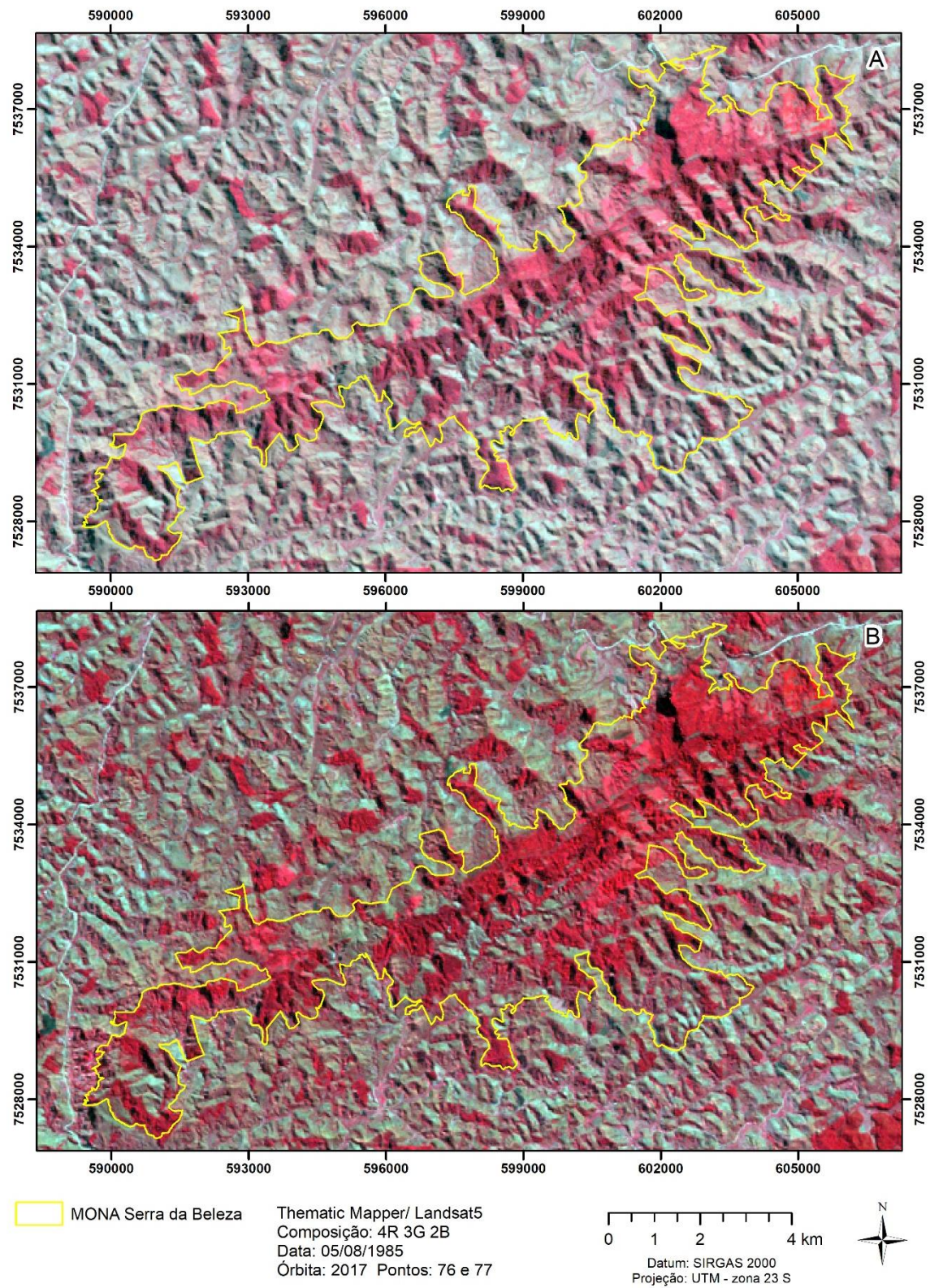


Figura 21 - Comparação entre a cena de 2021 sem correção topográfica (A) e com correção pelo método de Minnaert pixel a pixel (B) na área atual do Monumento Natural (MONA) estadual Serra da Beleza

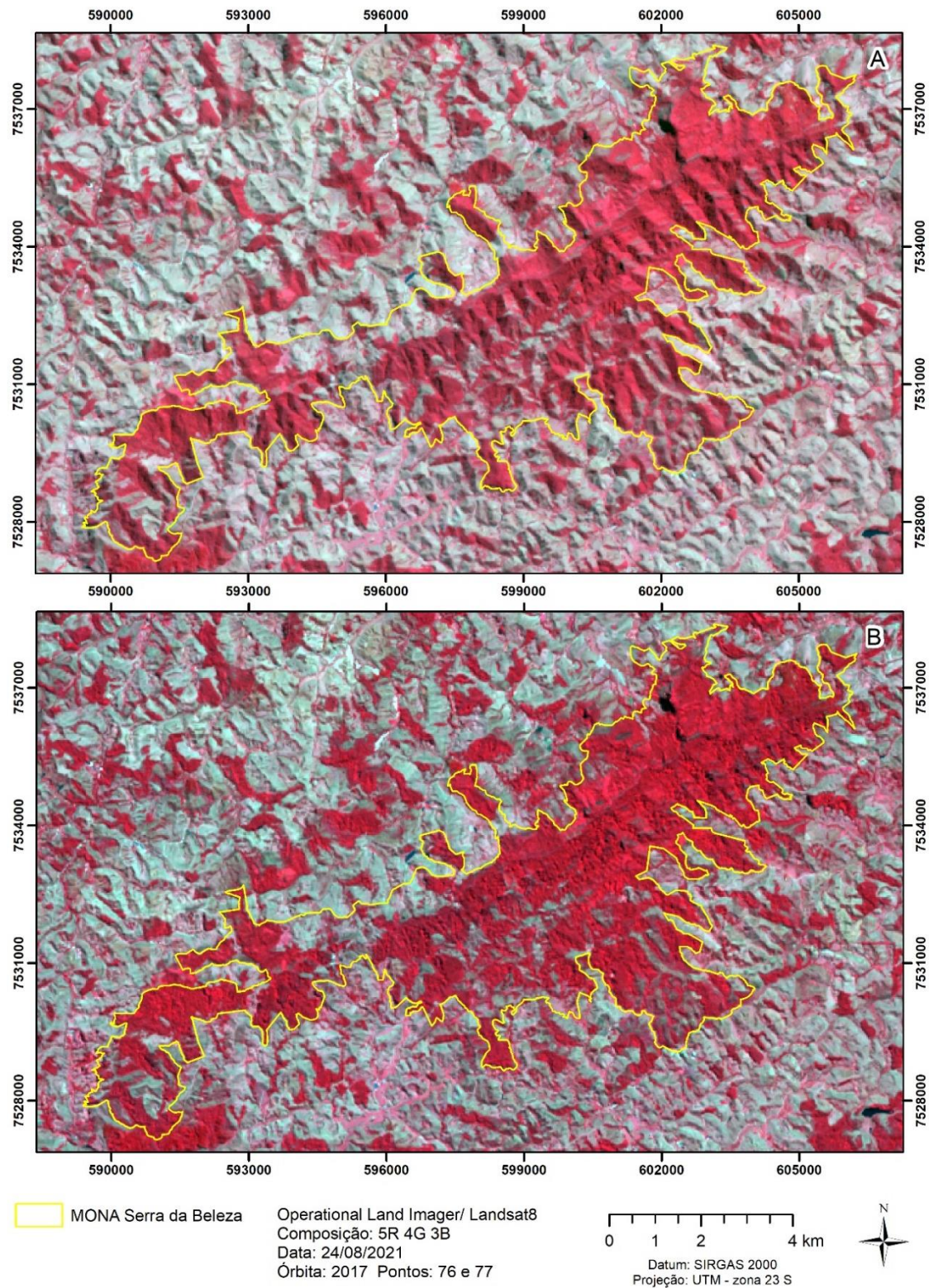
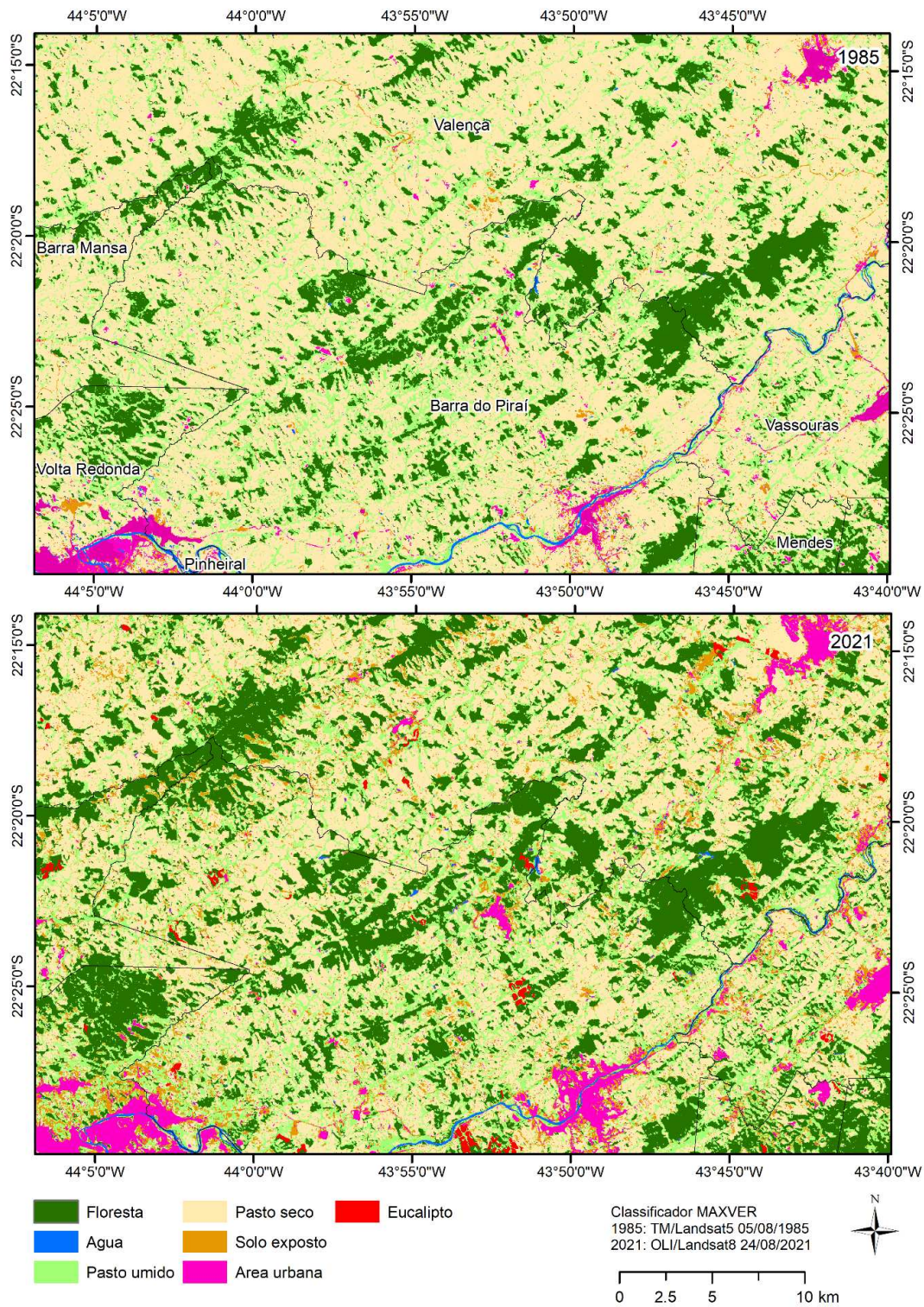


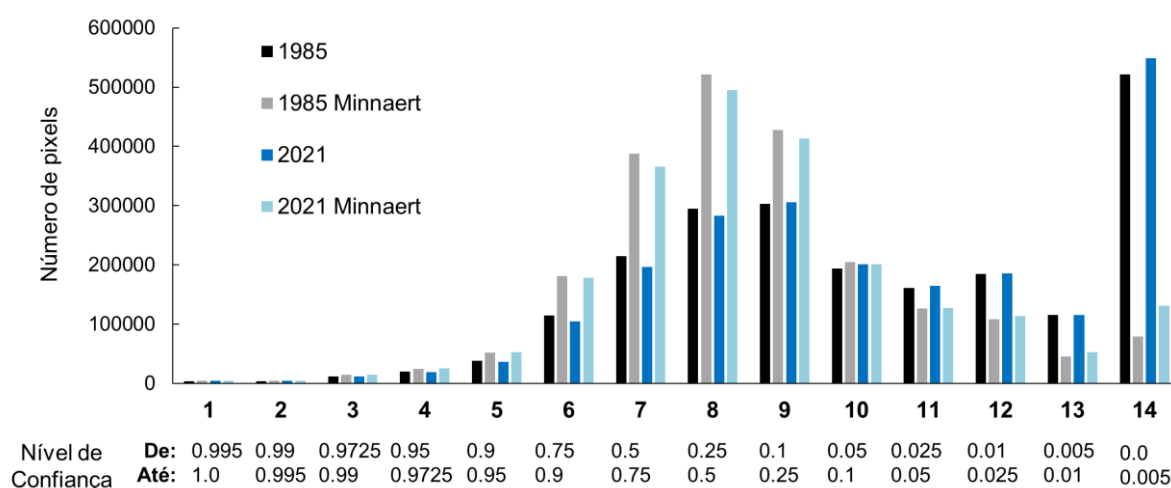
Figura 22 - Evolução do uso e cobertura da terra



Comparando-se os níveis de confiança da classificação, percebe-se que o processo de correção topográfica reduziu o número de pixels classificados nos

níveis de baixa probabilidade de acerto (Figura 23), tornando a classificação automática mais assertiva.

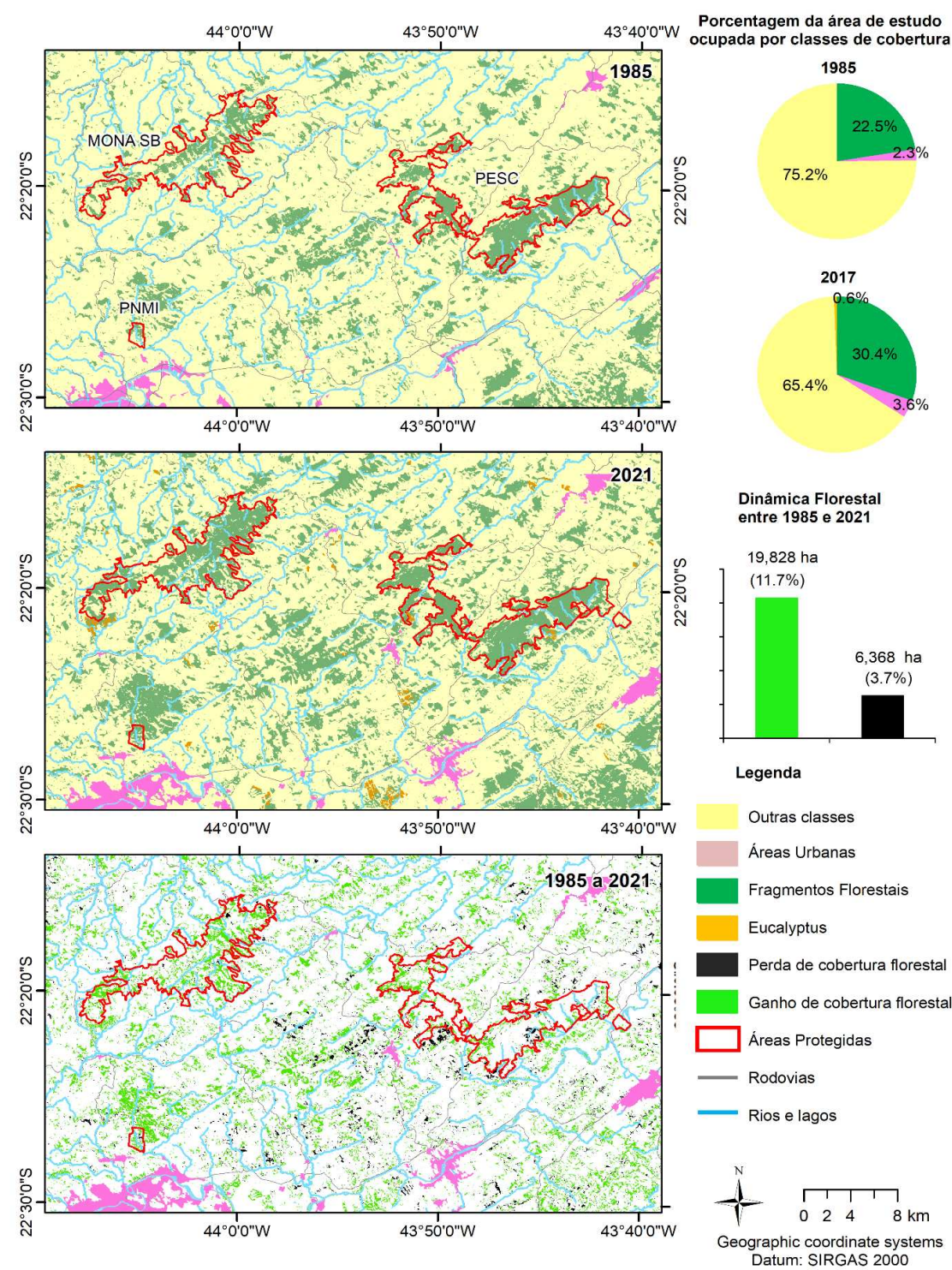
Figura 23 - Nível de confiança das classificações automáticas



3.2. Dinâmica Florestal

Em 1985, a classe de cobertura florestal representava 22,5% da área de estudo e passou para 30,4% no ano de 2021 (Figura 24), o que representa um ganho de cobertura florestal de 19.828 ha (11,7%). No mesmo período, o desmatamento correspondeu a 6.368 ha (3,7%). Em 2021, também foram identificados 984 ha de florestas plantadas de eucalipto, correspondendo a 0,6% da área de estudo. Essas plantações não foram consideradas na avaliação do ganho de cobertura florestal. As áreas urbanas cresceram aproximadamente 59%, de 3.896 para 6.192 ha. Outras coberturas do solo, que predominam na área de estudo, são compostas principalmente por áreas de pastagem, além de culturas agrícolas e solo exposto.

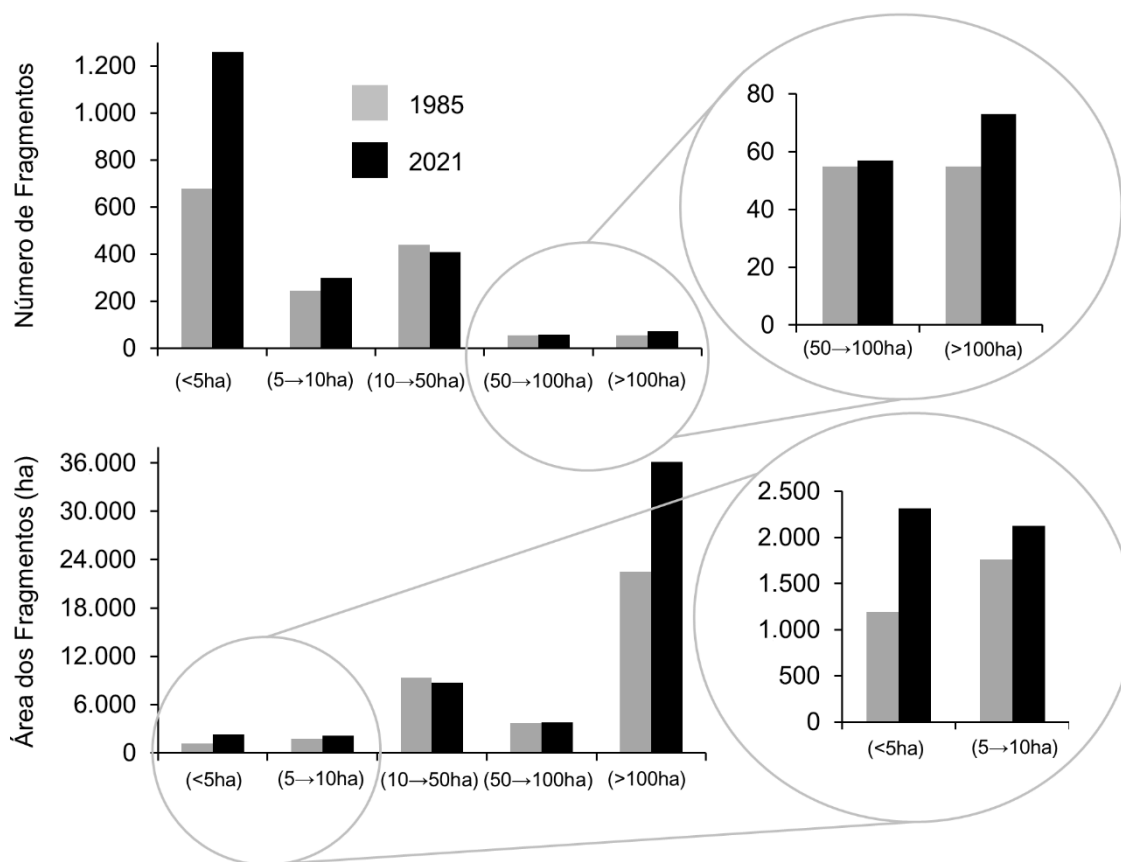
Figura 24 - Classes de ocupação do solo em 1985 e 2021 e incremento e perdas de cobertura florestal no período entre 1985 e 2021. As unidades de conservação em destaque são o Parque Estadual da Serra da Concórdia (PESC), o Monumento Natural Estadual Serra da Beleza (MONA SB) e o Parque Natural Municipal Fazenda Santa Cecília do Ingá (PNMI)



À semelhança do que aconteceu em outras regiões, o êxodo rural relaciona-se com as taxas de regeneração natural. Apesar do crescimento populacional nas cidades onde estão localizadas as áreas protegidas, tem-se observado uma redução na quantidade de população rural. No município de Barra do Piraí, por exemplo, a população total cresceu de 71.930 em 1980 para 94.778 em 2010, enquanto a população rural reduziu de 16.082 para 2.821, uma redução de 82,46% (IBGE, 2011). A redução das atividades agrícolas e o abandono das áreas rurais criam espaço para o processo de regeneração natural (Silva et al., 2018).

O aumento da cobertura florestal pode ser explicado tanto pelo surgimento de novas manchas quanto pela expansão de florestas já existentes. Para compreender melhor esse processo, os fragmentos florestais foram agrupados em classes de tamanho (Figura 25). O número total de fragmentos florestais praticamente dobrou (um aumento de 94%); no entanto, esses fragmentos, de forma predominantemente, têm área inferior a 5 ha. Os fragmentos muito pequenos representaram 46% do número total de manchas em 1985 e 60% em 2021. Por outro lado, a expansão das florestas já existentes ocorreu com maior intensidade entre os fragmentos muito grandes (> 100 ha). Apesar de seu número menor, representavam 58% da cobertura florestal em 1985 e 68% em 2021.

Figura 25 - Quantidade e área ocupada pelos fragmentos florestais identificados em 1985 e 2021. Os fragmentos foram agrupados em classes de tamanho

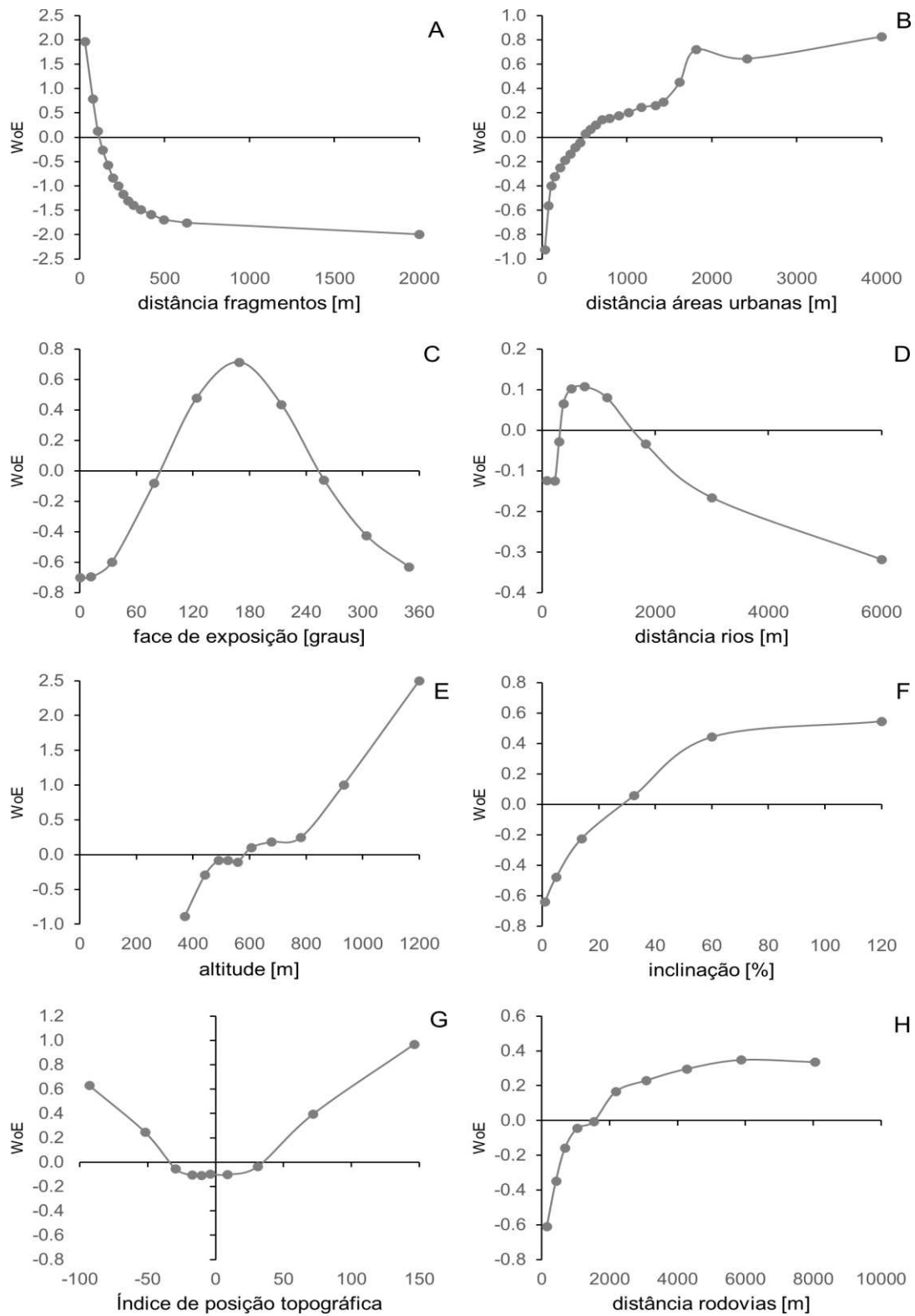


A área de estudo resume a condição típica da Mata Atlântica no que diz respeito à fragmentação florestal, mostrando a predominância de fragmentos muito pequenos e isolados (Ribeiro et al., 2009; Santos et al., 2017). Porém, em 36 anos, o processo de regeneração espontânea aumentou a área de cobertura florestal. Esses resultados, assim como os encontrados por Molin et al., (2017), Rezende et al., (2015), e Santos et al., (2019), indicam que a regeneração natural pode contribuir para a restauração florestal em áreas degradadas da Mata Atlântica (Chazdon e Guariguata, 2016). Portanto, um entendimento abrangente desse processo de regeneração natural, tende a contribuir para a conexão de fragmentos florestais.

3.3. Pesos de Evidências

Os coeficientes Cramm's, Contingência e a Incerteza de Informação Conjunta indicaram que todas as variáveis são independentes em relação ao ganho de cobertura florestal (resultados apresentados no Apêndice 2). Assim, uma vez que todas as variáveis contribuem de forma independente para modelar os custos de alocação dos corredores ecológicos, os pesos de evidência (WoE) foram calculados para cada um deles (Figura 26).

Figura 26 - Pesos de evidências (WoE) de variáveis ambientais no processo de incremento de cobertura florestal observado entre 1985 e 2021



Os valores positivos dos WoE mostram que há uma chance maior de ocorrer um aumento na cobertura florestal, enquanto valores negativos indicam inibição para esse processo de aumento. Em ordem decrescente, as variáveis que mais contribuíram para o ganho de cobertura florestal são aquelas (I) mais próximas de fragmentos florestais, (II) de maior altitude, (III) valores baixos ou elevados de TPI, (IV) mais distantes de áreas urbanas (V) de face de exposição sul, (VI) nas encostas mais inclinadas, (VII) mais distante de rodovias e (VIII) próximas de rios. Em contraste, as áreas mais distantes de fragmentos florestais e de rios, mais próximas de ambientes urbanos e estradas, com face de exposição norte, as altitudes mais baixas, e as encostas mais planas, são menos propensas a regeneração natural.

Os pesos da variável distância aos rios (m) indicou que distancias muito próximas de rios desfavorecem a regeneração natural. No entanto, se apenas critérios ecológicos forem considerados, espera-se que áreas mais próximas aos rios favoreçam o processo de regeneração natural, pois são mais propensas a serem visitadas por dispersores (Borda - Niño et al., 2020; Molin et al., 2017; Morandi et al., 2020) além de serem legalmente protegidas. Considerando a região da área de estudo, grandes centros urbanos têm se desenvolvido principalmente ao longo do rio Paraíba do Sul (Figura 24) e essa proximidade com áreas urbanas tende a dificultar a regeneração natural (Freitas et al., 2010). O desenvolvimento urbano próximo aos cursos d'água foi responsável pelos menores pesos para as áreas mais próximas de cursos d'água (Figura 26).

As áreas mais próximas aos fragmentos florestais são mais propícias à regeneração natural devido às fontes de sementes e propágulos vegetativos vizinhos e visitas recorrentes de dispersores (Chazdon e Guariguata, 2016; Holl e Aide, 2011). Portanto, maior disponibilidade de sementes leva a maiores chances de estabelecimento de plântulas desde que haja condições ambientais favoráveis (Chazdon e Guariguata, 2016).

Estudos têm mostrado que áreas sombreadas ou que recebem menos quantidade de radiação solar direta apresentam maiores chances de regeneração natural (Rezende et al., 2015; Santos et al., 2019). Assim, faces de exposição que não são voltadas para o Sol, superfícies mais inclinadas e, geralmente, maiores altitudes, são consideradas as áreas mais favoráveis para a regeneração natural. Maior incidência do componente difuso da radiação solar e menor radiação solar

direta são encontradas nessas áreas, as quais estão diretamente relacionadas ao teor de umidade do solo-serapilheira (Oliveira et al., 1995). Na região estudada, essas áreas são justamente aquelas com os maiores WoE.

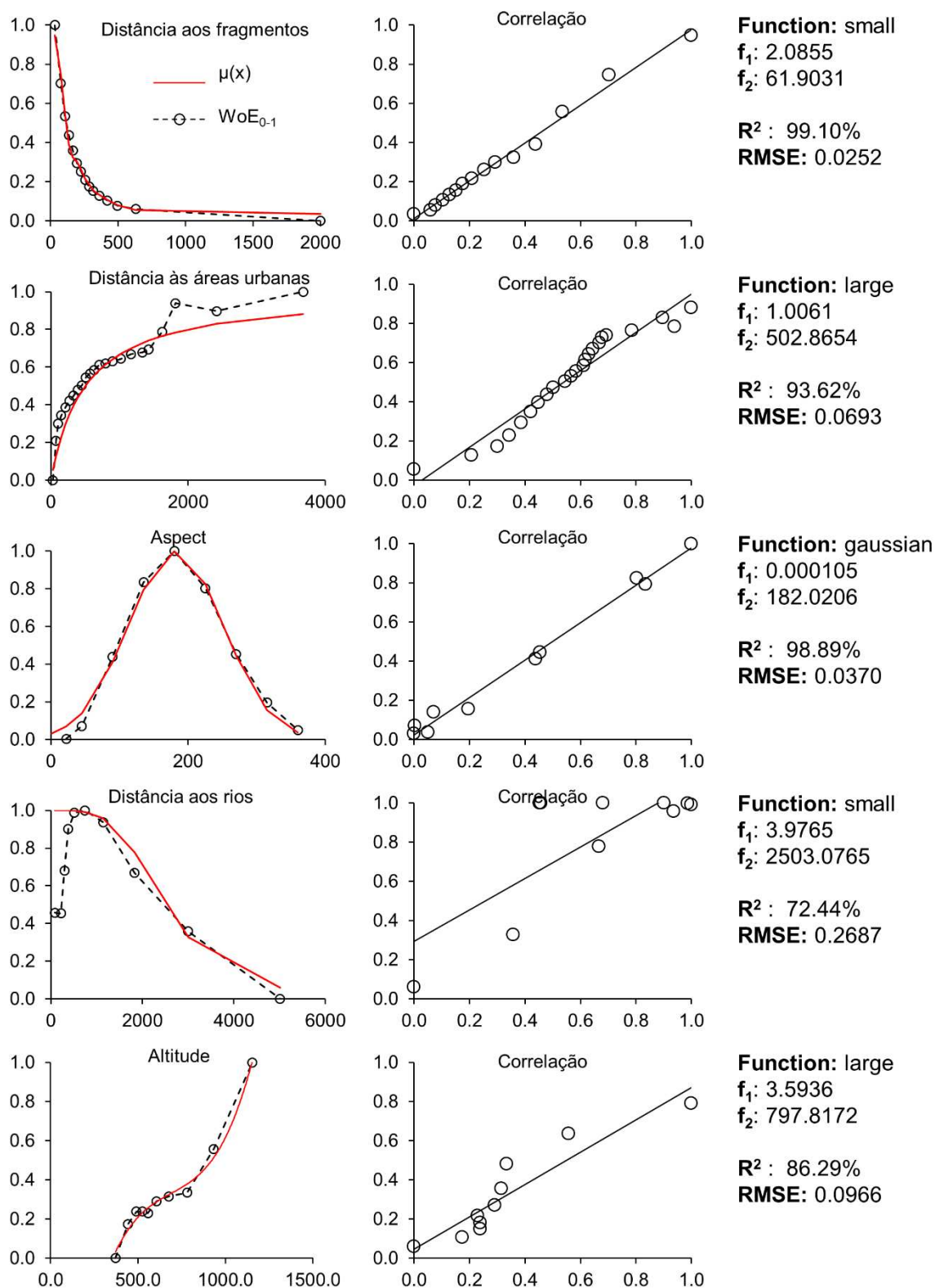
Santos et al. (2019) realizaram uma pesquisa nas proximidades da área de estudo, concluindo que o fogo atua como um modelador da paisagem local. As encostas mais íngremes voltadas para o norte (Hemisfério Sul) têm mais probabilidade de queimar rapidamente a encosta acima, o que inibe, com o tempo, o processo de regeneração espontânea nessas áreas. Conforme observado neste estudo, devido às características ambientais, a regeneração natural ocorre em áreas preferenciais, que os autores classificaram como áreas de refúgio de fogo.

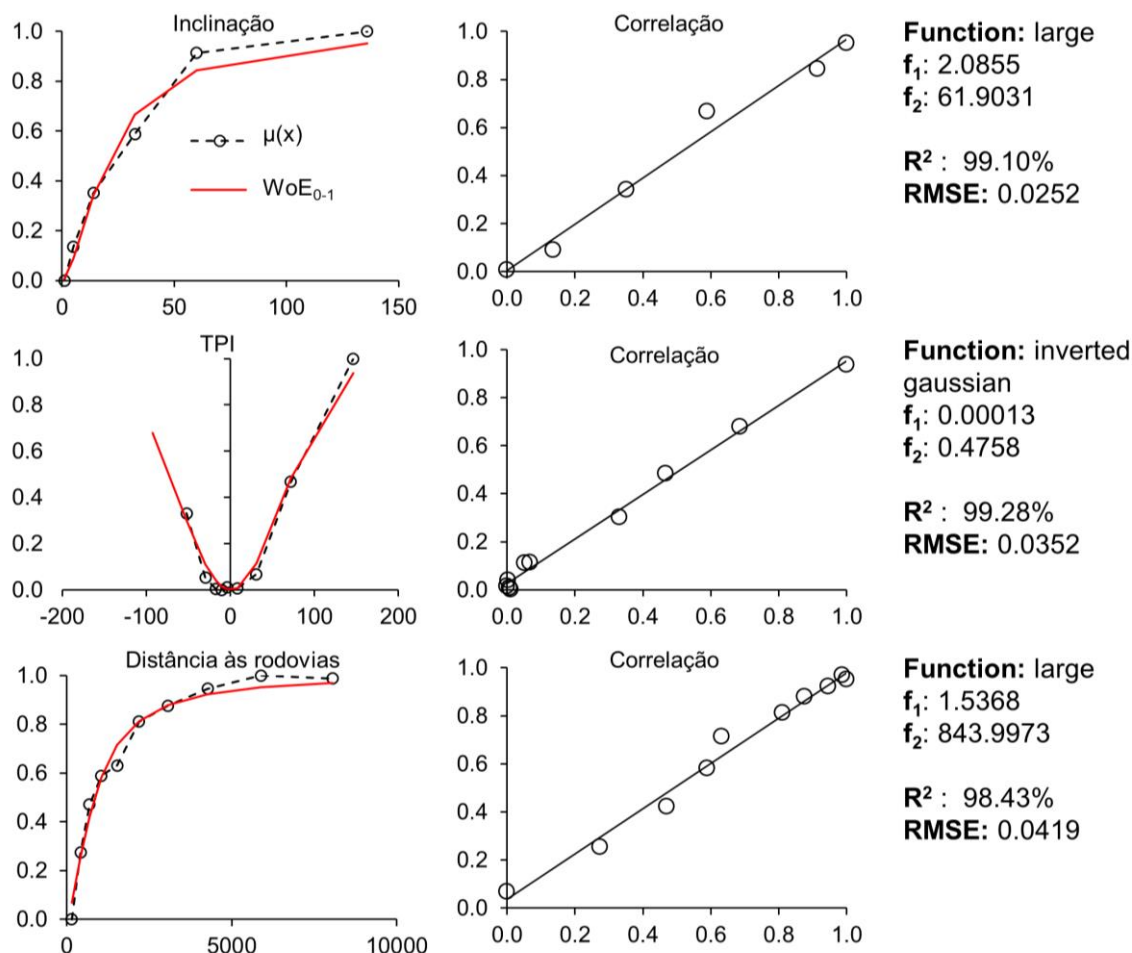
Além das condições ambientais, os processos antrópicos também afetam a regeneração natural (Borda - Niño et al., 2020; Freitas et al., 2010; Rezende et al., 2015). Deve-se considerar a preferência das populações por se instalarem ao longo dos cursos d'água, que estão localizados nas áreas menos elevadas da região de estudo. Quanto mais intensamente antropizada a região, mais frequentes são os incêndios e menos impermeável é a matriz urbana.

WoE atribui valores de peso com magnitudes que variam de acordo com as especificidades da paisagem. Assim, as relações apuradas neste estudo devem mudar em diferentes circunstâncias. A seleção de outros fatores importantes para modelar a regeneração natural como, por exemplo, radiação solar global e classes de solo podem ser consideradas.

As funções fuzzy ($\mu(x)$) foram aplicadas a cada variável de acordo com o comportamento de WoE_{0-1} (Figura 27). As funções foram selecionadas pela observação do comportamento gráfico e do coeficiente de determinação (R^2). Os parâmetros f_1 e f_2 são aqueles que minimizam os erros de cada função.

Figura 27 - Pesos de Evidências normalizados (WoE_{0-1}), funções de pertinência fuzzy ($\mu(x)$) e parâmetros (f_1 e f_2) adotados para cada variável ambiental utilizada para prever o potencial de regeneração natural; R^2 - coeficiente de determinação; RMSE - Raiz quadrada do erro médio

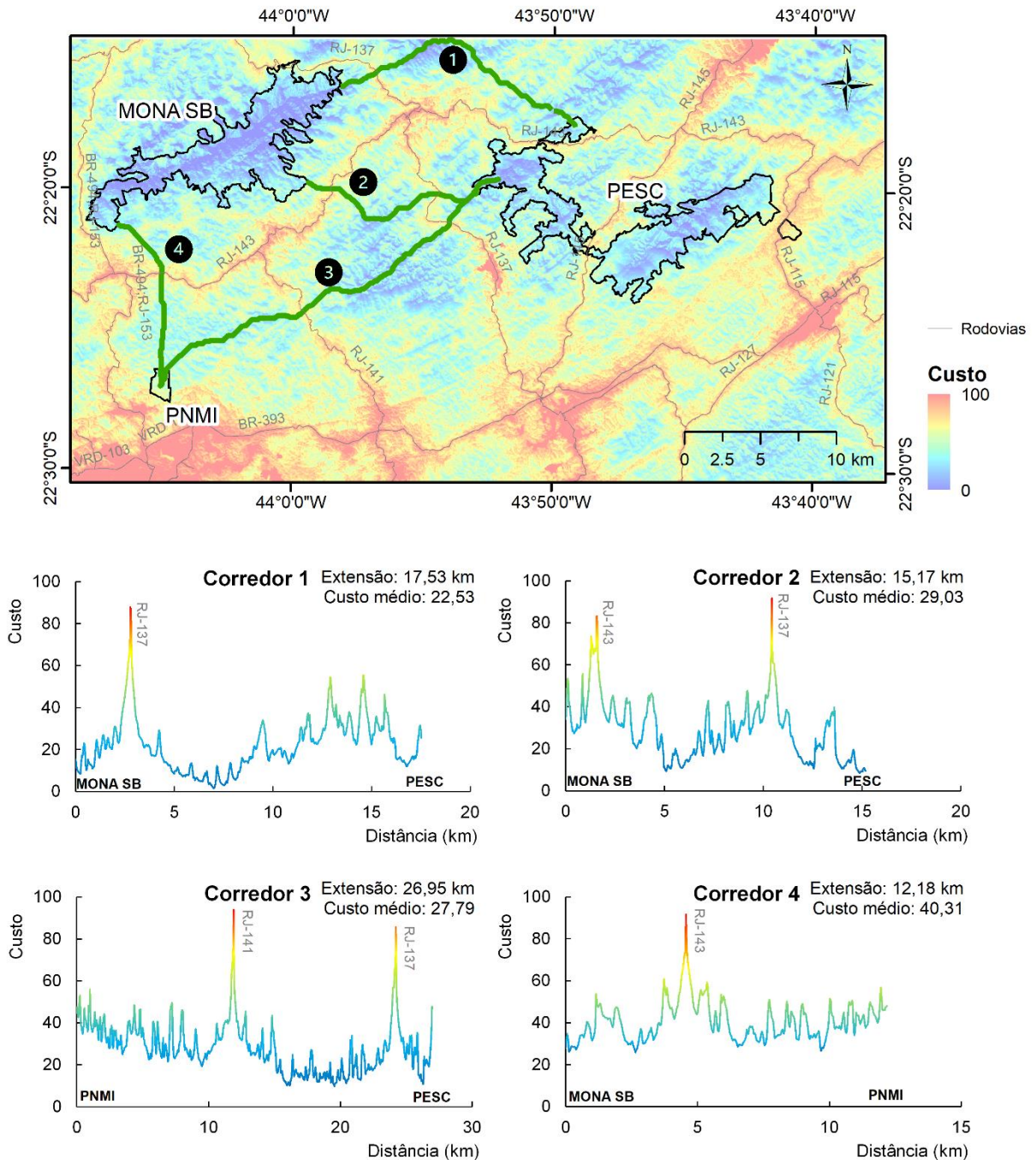




3.4. Projeto do Corredor Ecológico

A partir do algoritmo de minimização de custos foram identificados quatro possibilidade de corredores para conectar as três unidades de conservação por áreas que tendem a favorecer a regeneração natural (Figura 28). Os custos de alocação representados nos tons mais fortes de azul indicam as áreas mais favoráveis à regeneração natural, enquanto os tons mais vermelhos indicam áreas que inibem esse processo. Na superfície de custo percebe-se que a proximidade com rodovias e as áreas urbanas dificultam a passagem dos corredores. O corredor 4, que conecta o MONA SB ao PNMI é o corredor menos extenso, contudo, em função da maior proximidade com o grande centro urbano de Volta Redonda e das rodovias, é o que apresenta maior custo médio, isto é, maior dificuldade ao processo de regeneração natural. Em relação ao custo médio, o corredor 1 seria o de mais fácil instalação.

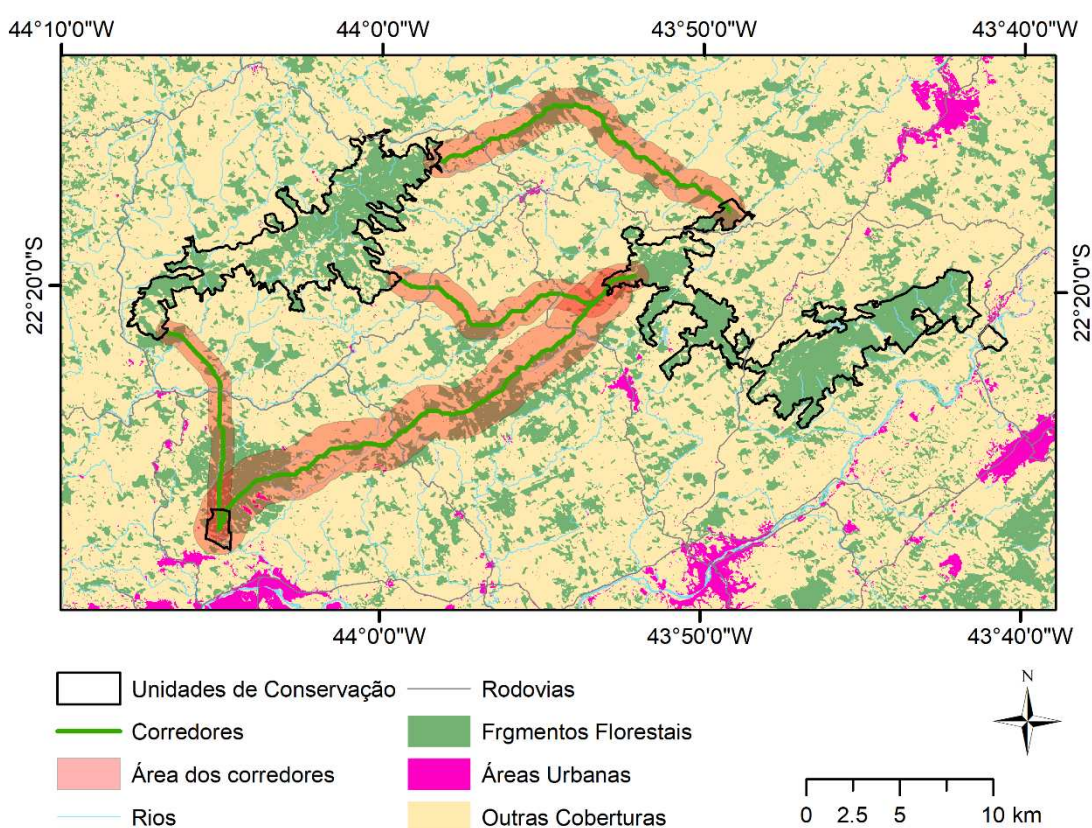
Figura 28 - Superfície de custo e corredores entre as unidades de conservação que priorizam áreas de maior potencial de regeneração natural



No que diz respeito aos cruzamentos de rodovias, o que aconteceu em todos os corredores projetados, uma possível solução é instalar passagens ecológicas (Gülci e Akay, 2015).

A Legislação Ambiental brasileira prevê a regeneração natural como possível método de restauração florestal a ser realizado nas áreas de Reserva Legal (Lei 12.65 / 2012). Sugere-se a seleção de áreas para restauração por critérios semelhantes aos aplicados neste estudo. Neste estudo de caso, as propriedades rurais não apenas se adequarão à legislação com um custo menor (Brancalion et al., 2019; Crouzeilles et al., 2020), mas também contribuirão para conectar as unidades de conservação. Ações como a manutenção de aceiros e áreas adjacentes apoiam a alocação bem-sucedida desses corredores. A instalação de poleiros artificiais e o enriquecimento de espécies também são estratégias positivas (Chazdon e Guariguata, 2016; Holl e Aide, 2011).

Figura 29 - Área dos corredores



Métricas de paisagem são frequentemente usadas para selecionar fragmentos florestais bem conservados em metodologias de projeção de corredores ecológicos (Salazar et al., 2017; Santos et al., 2020, 2018). Implicitamente, os custos de alocação deste trabalho favoreceram fragmentos florestais maiores (Figura 29).

Esses fragmentos são considerados de alta prioridade para a conservação devido à sua singularidade e diversidade do ecossistema (Salazar et al., 2017; Santos et al., 2010).

4. CONCLUSÕES

O processo de correção topográfica melhorou a qualidade das classificações automáticas. A região estudada apresenta alto índice de fragmentação florestal com predomínio de fragmentos muito pequenos (<5 ha). No entanto, de 1985 a 2021, o ganho de cobertura florestal por regeneração espontânea foi maior do que as perdas causada pelo desmatamento. A partir dos Pesos de Evidências, concluiu-se que áreas de maior altitude, mais próximas a fragmentos florestais, mais distantes de rodovias e estradas, menos expostas à radiação solar direta e com encostas mais inclinadas têm uma maior chance de regeneração. Assim, foi apresentada uma metodologia que identifica essas áreas com o objetivo de conectar as unidades de conservação isoladas. A metodologia proposta neste trabalho apresentou uma redução na subjetividade na alocação de pesos, mostrando-se uma alternativa para o projeto de corredores ecológicos. A metodologia foi aplicada em uma área do domínio Mata Atlântica, mas tem potencial para ser implantada em outros biomas.

5. REFERÊNCIAS

Ab'Sáber AN. Províncias geológicas e domínios morfoclimáticos no Brasil. vol. 20. 1st ed. São Paulo: USP; 1970.

Agterberg FP, Bonham-Carter G, Cheng Q, Wright DF. Weights of evidence modeling and weighted logistic regression for mineral potential mapping. In: Davis JC, Herzfeld UC, editors. *Comput. Geol. 25 years Prog.* 1st ed., Oxford: Oxford University Press; 1993, p. 298. doi:10.5555/184390.184394.

Alvares CA, Stape JL, Sentelhas PC, Gonçalves JL de M, Sparovek G. Köppen's climate classification map for Brazil. *Meteorol Zeitschrift* 2013;22:711–28. doi:10.1127/0941-2948/2013/0507.

Arroyo-Rodríguez V, Rös M, Escobar F, Melo FPL, Santos BA, Tabarelli M, et al. Plant β -diversity in fragmented rain forests: Testing floristic homogenization and differentiation hypotheses. *J Ecol* 2013;101:1449–58. doi:10.1111/1365-2745.12153.

Bellassen V, Luyssaert S. Carbon sequestration: managing forests in uncertain times. *Nature* 2014;506:153–5. doi:10.1038/506153a.

Bonham-Carter G. *Geographic information systems for geoscientists : modelling with GIS.* Pergamon; 1994.

Borda-Niño M, Meli P, Brancalion PHS. Drivers of tropical forest cover increase: A systematic review. *L Degrad Dev* 2020;ldr.3534. doi:10.1002/ldr.3534.

Brancalion PHS, Meli P, Tymus JRC, Lenti FEB, M. Benini R, Silva APM, et al. What makes ecosystem restoration expensive? A systematic cost assessment of projects in Brazil. *Biol Conserv* 2019;240:108274. doi:10.1016/j.biocon.2019.108274.

Carlier J, Moran J. Landscape typology and ecological connectivity assessment to inform Greenway design. *Sci Total Environ* 2019;651:3241–52. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.10.077.

Carlucci MB, Marcilio-Silva V, Torezan JM. The southern Atlantic Forest: use, degradation, and perspectives for conservation. In: Marques MCM, Grelle CEV (Eds.) *The Atlantic Forest: history, biodiversity, threats, and opportunities of the mega-diverse forest.* Springer, Cham, Switzerland, 2021. P. 91–111. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-55322-7>

Carvalho Filho A, Lumberas JF, Santos RD dos. *Os solos do Estado do Rio de Janeiro.* 1st ed. Brasília: CPRM; 2000.

Chazdon RL, Guariguata MR. Natural regeneration as a tool for large-scale forest restoration in the tropics: prospects and challenges. *Biotropica* 2016;48:716–30. doi:10.1111/btp.12381.

Closset-Kopp D, Wasof S, Decocq G. Using process-based indicator species to evaluate ecological corridors in fragmented landscapes. *Biol Conserv* 2016;201:152–9. doi:10.1016/j.biocon.2016.06.030.

Crouzeilles R, Beyer HL, Monteiro LM, Feltran-Barbieri R, Pessôa ACM, Barros FSM, et al. Achieving cost-effective landscape-scale forest restoration through targeted natural regeneration. *Conserv Lett* 2020. doi:10.1111/conl.12709.

Ferretti V, Pomarico S. An integrated approach for studying the land suitability for ecological corridors through spatial multicriteria evaluations. *Environ Dev Sustain* 2013;15:859–85. doi:10.1007/s10668-012-9400-6.

Freitas SR, Hawbaker TJ, Metzger JP. Effects of roads, topography, and land use on forest cover dynamics in the Brazilian Atlantic Forest. *For Ecol Manage* 2010;259:410–7. doi:10.1016/j.foreco.2009.10.036.

Fundação SOS Mata Atlântica, INPE. Atlas da Regeneração 2016. <https://www.sosma.org.br/projeto/atlas-da-mata-atlantica/dados-mais-recentes/atlas-da-regeneracao/> (accessed April 21, 2018).

Fundação SOS Mata Atlântica, INPE. Atlas dos remanescentes florestais da Mata Atlântica: Período 2019-2020. São Paulo: 2021.

Gülci S, Akay AE. Assessment of ecological passages along road networks within the Mediterranean forest using GIS-based multi criteria evaluation approach. *Environ Monit Assess* 2015;187:1–13. doi:10.1007/s10661-015-5009-1.

Holl KD, Aide TM. When and where to actively restore ecosystems? *For Ecol Manage* 2011;261:1558–63. doi:10.1016/j.foreco.2010.07.004.

IBGE-Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Evolução da Divisão Territorial do Brasil 1872-2010. *Evolução Da Div Territ Do Bras 1872-2010* 2011:261. https://ww2.ibge.gov.br/home/geociencias/geografia/default_evolucao.shtm (accessed April 23, 2018).

Lasdon LS, Waren AD, Jain A, Ratner M. Design and Testing of a Generalized Reduced Gradient Code for Nonlinear Programming. *ACM Trans Math Softw* 1978;4:34–50. doi:10.1145/355769.355773.

Laurance WF, Nascimento HEM, Laurance SG, Andrade A, Ribeiro JELS, Giraldo JP, et al. Rapid decay of tree-community composition in Amazonian forest fragments. *Proc Natl Acad Sci U S A* 2006;103:19010–4. doi:10.1073/pnas.0609048103.

Masek, J.G., Vermote, E.F., Saleous N.E., Wolfe, R., Hall, F.G., Huemmrich, K.F., Gao, F., Kutler, J., and Lim, T-K. (2006). A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 3(1):68-72. <http://dx.doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>.

Molin PG, Gergel SE, Soares-Filho BS, Ferraz SFB. Spatial determinants of Atlantic Forest loss and recovery in Brazil. *Landsc Ecol* 2017;32:857–70. doi:10.1007/s10980-017-0490-2.

Morandi DT, França LC de J, Menezes ES, Machado ELM, da Silva MD, Mucida DP. Delimitation of ecological corridors between conservation units in the Brazilian Cerrado using a GIS and AHP approach. *Ecol Indic* 2020;115:106440. doi:10.1016/j.ecolind.2020.106440.

Morri E, Pruscini F, Scolozzi R, Santolini R. A forest ecosystem services evaluation at the river basin scale: Supply and demand between coastal areas and upstream lands (Italy). *Ecol Indic* 2014;37:210–9. doi:10.1016/j.ecolind.2013.08.016.

Oliveira RR, Zaú AS, Lima DF, Silva MBR, Vianna M c, Sodré DO, et al. Significado ecológico da orientação de encostas no Maciço da Tijuca, Rio de Janeiro. *Oecologia Bras* 1995;01:523–41. doi:10.4257/oeco.1995.0101.28.

Pelorosso R, Gobattoni F, Geri F, Monaco R, Leone A. Evaluation of Ecosystem Services related to Bio-Energy Landscape Connectivity (BELC) for land use decision making across different planning scales. *Ecol Indic* 2016;61:114–29. doi:10.1016/j.ecolind.2015.01.016.

Pierik ME, Dell'acqua M, Confalonieri R, Bocchi S, Gomarasca S. Designing ecological corridors in a fragmented landscape: A fuzzy approach to circuit connectivity analysis. *Ecol Indic* 2016;67:807–20. doi:10.1016/j.ecolind.2016.03.032.

Rezende CL de, Uezu A, Scarano FR, Araujo DSD. Atlantic Forest spontaneous regeneration at landscape scale. *Biodivers Conserv* 2015;24:2255–72. doi:10.1007/s10531-015-0980-y.

Ribeiro JW, Santos JS dos, Dodonov P, Martello F, Niebuhr BB, Ribeiro MC. LandScape Corridors (Lscorridors): a new software package for modelling ecological corridors based on landscape patterns and species requirements. *Methods Ecol Evol* 2017. doi:10.1111/2041-210X.12750.

Ribeiro MC, Metzger JP, Martensen AC, Ponzoni FJ, Hirota MM. The Brazilian Atlantic Forest: How much is left, and how is the remaining forest distributed? Implications for conservation. *Biol Conserv* 2009;142:1141–53. doi:10.1016/J.BIOCON.2009.02.021.

Salazar E, Mendoza J, Ochoa-Gaona S, Ku-Quej V, Hidalgo-Mihart M. Evaluación de la conectividad del paisaje en la región Puuc-Chenes, México, con base en los requerimientos de hábitat del jaguar (*Panthera onca*). *Investig Geogr* 2017;2017:1–2. doi:10.14350/rig.52210.

Santos AR dos, Araújo EF, Barros QS, Fernandes MM, Moura Fernandes MR de, Moreira TR, et al. Fuzzy concept applied in determining potential forest fragments for deployment of a network of ecological corridors in the Brazilian Atlantic Forest. *Ecol Indic* 2020;115:106423. doi:10.1016/j.ecolind.2020.106423.

Santos BA, Arroyo-Rodríguez V, Moreno CE, Tabarelli M. Edge-Related Loss of Tree Phylogenetic Diversity in the Severely Fragmented Brazilian Atlantic Forest. *PLoS One* 2010;5:e12625. doi:10.1371/journal.pone.0012625.

Santos JFC dos, Gleriani JM, Velloso SGS, Souza GS de A, Amaral CH de, Torres FTP, et al. Wildfires as a major challenge for natural regeneration in Atlantic

Forest. Sci Total Environ 2019;650:809–21. doi:10.1016/j.scitotenv.2018.09.016.

Santos JFC dos, Mendonça BAF, Araújo EJG de, Andrade CF de. Fragmentação florestal na Mata Atlântica: o caso do município de Paraíba do Sul, RJ, Brasil. Rev Bras Biociências 2017;15:151–8. doi:http://www.ufrgs.br/seerbio/ojs/index.php/rbb/article/view/3758.

Santos JS, Leite CCC, Viana JCC, dos Santos AR, Fernandes MM, de Souza Abreu V, et al. Delimitation of ecological corridors in the Brazilian Atlantic Forest. Ecol Indic 2018;88:414–24. doi:10.1016/j.ecolind.2018.01.011.

Schwaida SF, Cicerelli RE, Almeida T de, Roig HL. Challenges and strategies on implementing an ecological corridor between protected areas in Cerrado Biome. Rev Árvore 2018;41. doi:10.1590/1806-90882017000600011.

Silva JMC da, Casteleti C. The Status of Brazilian Biological Diversity 2.1 State-of-the-Art of the Knowledge of Biological Diversity. Atl. For. South Am. Biodivers. Status, Threat. Outlook., vol. 1. 1st ed., Washington: CABS and Island Press; 2003, p. 43–59.

Silva RFB, Batistella M, Moran EF. Regional Socioeconomic Changes Affecting Rural Area Livelihoods and Atlantic Forest Transitions. Land 2018;7:125. doi:10.3390/land7040125.

Soares-Filho BS, Alencar A, Nepstad D, Cerqueira G, Vera Diaz M del C, Rivero S, et al. Simulating the response of land-cover changes to road paving and governance along a major Amazon highway: the Santarem-Cuiaba corridor. Glob Chang Biol 2004;10:745–64. doi:10.1111/j.1529-8817.2003.00769.x.

Soares-Filho BS, Rodrigues HO, Costa WLS. Dinamica EGO 2016.

Soares-Filho BS, Rodrigues HO, Costa WLS. Modelagem de Dinâmica Ambiental com Dinamica EGO. Guia prático do Dinâmica EGO. 1st ed. Belo Horizonte: CSR/UFMG; 2009.

Teixeira AMG, Soares-Filho BS, Freitas SR, Metzger JP. Modeling landscape dynamics in an Atlantic Rainforest region: Implications for conservation. For Ecol Manage 2009;257:1219–30. doi:10.1016/j.foreco.2008.10.011.

Théau J, Bernier A, Fournier RA. An evaluation framework based on sustainability-related indicators for the comparison of conceptual approaches for ecological networks. Ecol Indic 2015;52:444–57. doi:10.1016/j.ecolind.2014.12.029.

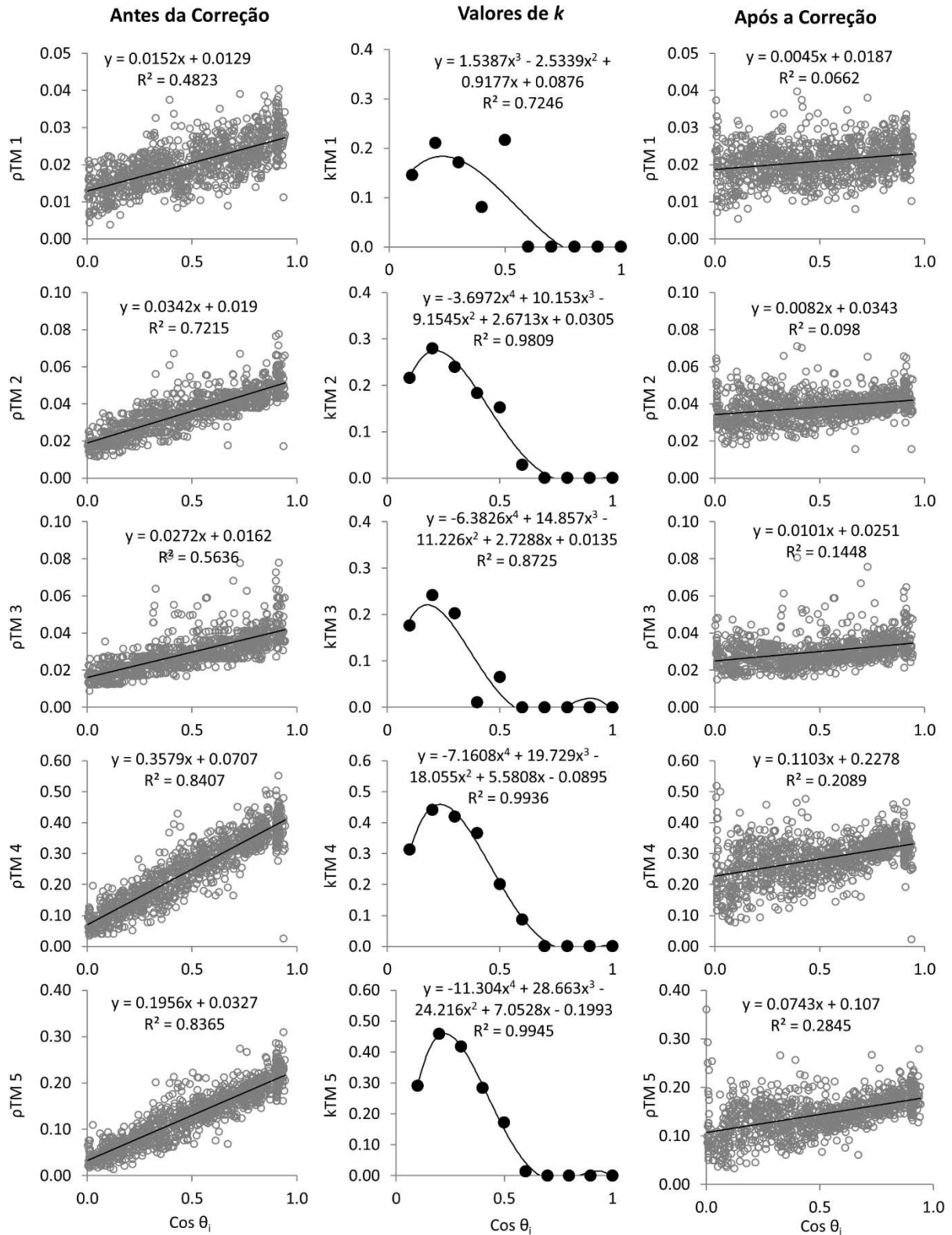
Valtera M, Schaetzl RJ. Pit-mound microrelief in forest soils: Review of implications for water retention and hydrologic modelling. vol. 393. Elsevier B.V.; 2017. doi:10.1016/j.foreco.2017.02.048.

Vermote, E., Justice, C., Claverie, M., & Franch, B. (2016). Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product. Remote Sensing of Environment. http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.008.

Zadeh L a. Fuzzy sets. Inf Control 1965;8:338–53. doi:10.1016/S0019-

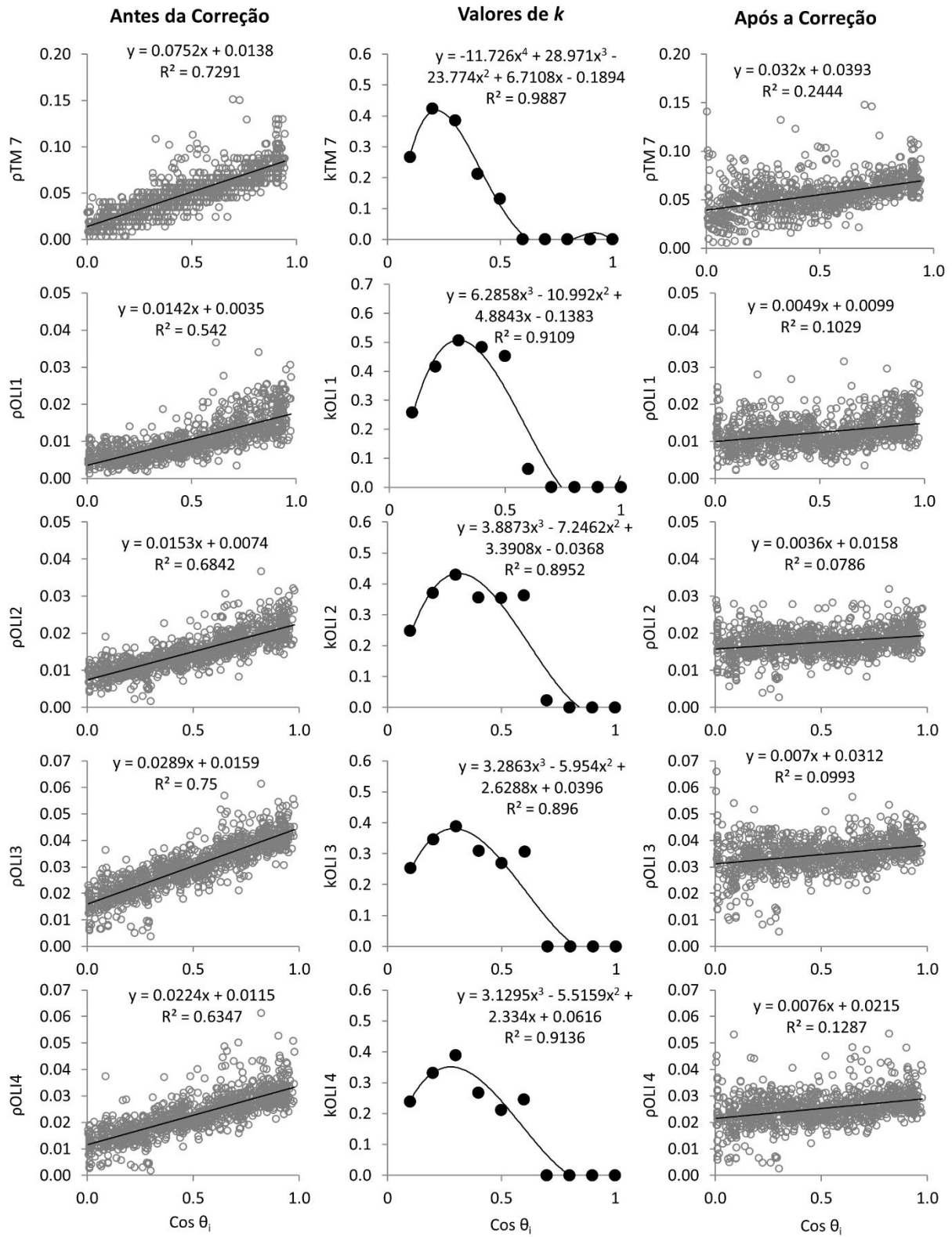
9958(65)90241-X.

APÊNDICE 1



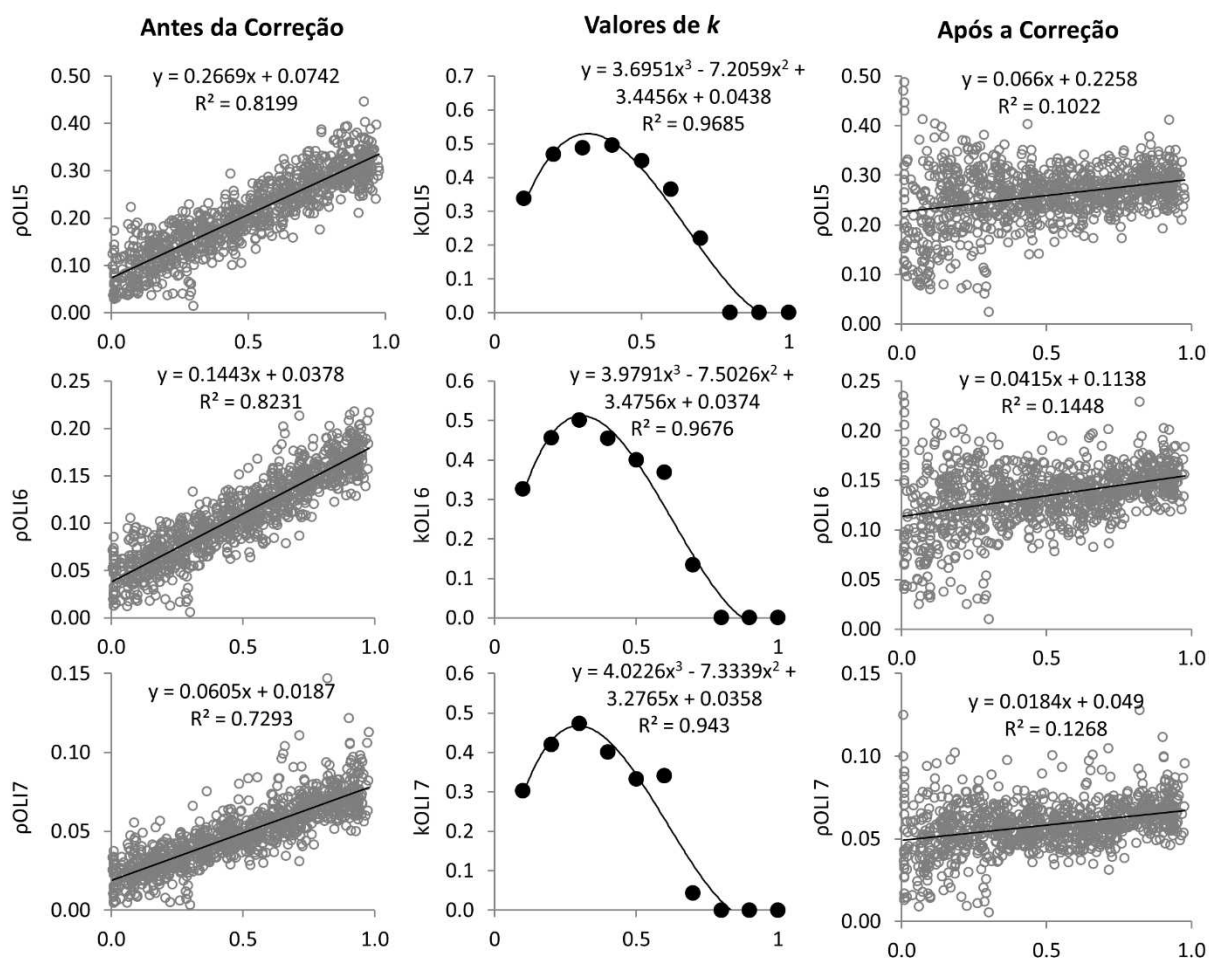
Continua...

...continuação



Continua...

...Continuação



Apêndice 1 – Equações para obtenção dos coeficientes de Minnaert (k) para a metodologia pixel a pixel e avaliação gráfica da redução da dependência entre as reflectâncias espectrais (ρ_λ) e a iluminação local ($\cos \theta_i$).

APÊNDICE 2

Apêndice 2.1 – Testes de correlação entre as variáveis ambientais.

1ª Variável	2ª Variável	Chi²	Crammer s	Contingên cia	Incerteza da informaçã o conjunta	Entropi a
Dist. Fragmentos	Dist. Áreas					
	Urbanas	236.451,74	0,0768	0,2935	0,0133	5,58
Dist. Fragmentos	Face de					
	Orientação	104.003,39	0,0677	0,1989	0,0082	4,89
Dist. Fragmentos	Dist. Rios	31.302,65	0,0366	0,1092	0,0026	4,80
Dist. Fragmentos	Altitude	302.939,92	0,1155	0,3273	0,0220	4,75
Dist. Fragmentos	Inclinação	116.520,08	0,0961	0,2100	0,0112	3,99
		128.271,23				
Dist. Fragmentos	TPI	62	0,0713	0,2199	0,0110	4,68
Dist. Fragmentos	Dist. rodovias	117.335,99	0,0709	0,2081	0,0092	4,86
Dist. Áreas	Face de					
urbanas	Orientação	34.851,26	0,0369	0,1100	0,0021	5,21
Dist. Áreas						
urbanas	Dist. Rios	166.801,78	0,0795	0,2321	0,0068	5,11
Dist. Áreas						
urbanas	Altitude	579.231,99	0,1504	0,4112	0,0363	5,04
Dist. Áreas						
urbanas	Inclinação	91.505,59	0,0732	0,1765	0,0067	4,30
Dist. Áreas						
urbanas	TPI	83.261,09	0,0541	0,1686	0,0056	5,02
Dist. Áreas						
urbanas	Dist. rodovias	569.781,86	0,1470	0,4035	0,0324	5,12
Face de						
Orientação	Dist. Rios	105.858,26	0,0634	0,1868	0,0064	4,36
Face de						
Orientação	Altitude	65.326,43	0,0498	0,1477	0,0043	4,38
Face de		1.335.485,8				
Orientação	Inclinação	7	0,2757	0,4596	0,0517	3,48
Face de						
Orientação	TPI	94.507,06	0,0599	0,1768	0,0094	4,26
Face de						
Orientação	Dist. rodovias	23.155,21	0,0296	0,0886	0,0015	4,45
Dist. Rios						
	Altitude	189.728,84	0,0848	0,2467	0,0165	4,26
Dist. Rios						
	Inclinação	158.953,24	0,0951	0,2269	0,0126	3,46
Dist. Rios						
	TPI	265.403,63	0,1003	0,2883	0,0233	4,14
Dist. Rios						
	Dist. rodovias	209.950,88	0,0880	0,2551	0,0152	4,33
Altitude						
	Inclinação	350.840,65	0,1413	0,3271	0,0311	3,45
Altitude						
	TPI	584.421,78	0,1489	0,4079	0,0413	4,12
Altitude						
	Dist. rodovias	303.865,85	0,1074	0,3066	0,0245	4,32
		363.528,57				
Inclinação						
	TPI	1	0,1438	0,3323	0,0394	3,33
Inclinação						
	Dist. rodovias	61.702,81	0,0593	0,1436	0,0053	3,56
TPI						
	Dist. rodovias	61.895,51	0,0485	0,1439	0,0053	4,26