



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/11.24.11.20-TDI

**SENSORIAMENTO REMOTO DE LUZES NOTURNAS
PARA ESTIMATIVAS POPULACIONAIS EM ESCALAS
REGIONAL E LOCAL: OS CASOS DO DISTRITO
FLORESTAL SUSTENTÁVEL DA BR-163 (PA) E DA
REGIÃO METROPOLITANA DE SÃO PAULO**

Vinicius Etchebeur Medeiros Dória

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Sensoriamento Remoto, orientada
pelos Drs. Antonio Miguel Vieira
Monteiro, e Silvana Amaral
Kampel, aprovada em 30 de
novembro de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3KLCMC5>>

INPE
São José dos Campos
2015

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE

Gabinete do Diretor (GB)

Serviço de Informação e Documentação (SID)

Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970

São José dos Campos - SP - Brasil

Tel.:(012) 3208-6923/6921

Fax: (012) 3208-6919

E-mail: pubtc@sid.inpe.br

COMISSÃO DO CONSELHO DE EDITORAÇÃO E PRESERVAÇÃO DA PRODUÇÃO INTELECTUAL DO INPE (DE/DIR-544):

Presidente:

Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Membros:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)

Dr. Amauri Silva Montes - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espaciais (ETE)

Dr. André de Castro Milone - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas
(CEA)

Dr. Joaquim José Barroso de Castro - Centro de Tecnologias Espaciais (CTE)

Dr. Manoel Alonso Gan - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos
(CPT)

Dr^a Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação

Dr. Plínio Carlos Alvalá - Centro de Ciência do Sistema Terrestre (CST)

BIBLIOTECA DIGITAL:

Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)

Clayton Martins Pereira - Serviço de Informação e Documentação (SID)

REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:

Simone Angélica Del Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação
(SID)

Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)

EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:

Marcelo de Castro Pazos - Serviço de Informação e Documentação (SID)

André Luis Dias Fernandes - Serviço de Informação e Documentação (SID)



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/11.24.11.20-TDI

**SENSORIAMENTO REMOTO DE LUZES NOTURNAS
PARA ESTIMATIVAS POPULACIONAIS EM ESCALAS
REGIONAL E LOCAL: OS CASOS DO DISTRITO
FLORESTAL SUSTENTÁVEL DA BR-163 (PA) E DA
REGIÃO METROPOLITANA DE SÃO PAULO**

Vinicius Etchebeur Medeiros Dória

Dissertação de Mestrado do
Curso de Pós-Graduação em
Sensoriamento Remoto, orientada
pelos Drs. Antonio Miguel Vieira
Monteiro, e Silvana Amaral
Kampel, aprovada em 30 de
novembro de 2015.

URL do documento original:

<<http://urlib.net/8JMKD3MGP3W34P/3KLCMC5>>

INPE
São José dos Campos
2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

Dória, Vinicius Etchebeur Medeiros.

D733s Sensoriamento remoto de luzes noturnas para estimativas populacionais em escalas regional e local: os casos do Distrito Florestal Sustentável da BR-163 (PA) e da Região Metropolitana de São Paulo / Vinicius Etchebeur Medeiros Dória. – São José dos Campos : INPE, 2015.

xxiv + 107 p. ; (sid.inpe.br/mtc-m21b/2015/11.24.11.20-TDI)

Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2015.

Orientadores : Drs. Antonio Miguel Vieira Monteiro, e Silvana Amaral Kampel.

1. Luzes noturnas. 2. OLS. 3. VIIRS. 4. Estimativa de população. 5. Análise espacial. I.Título.

CDU 528.8:628.9.04



Esta obra foi licenciada sob uma Licença [Creative Commons Atribuição-NãoComercial 3.0 Não Adaptada](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

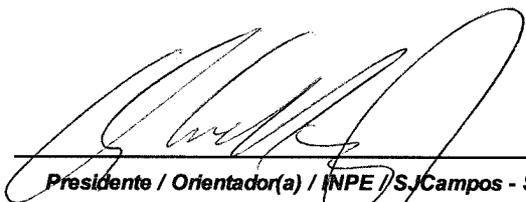
This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial 3.0 Unported License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/).

Aluno (a): **Vinicius Etchebeur Medeiros Dória**

Título: " **SENSORIAMENTO REMOTO DE LUZES NOTURNAS PARA ESTIMATIVAS POPULACIONAIS EM ESCALAS REGIONAL E LOCAL: OS CASOS DO DISTRITO FLORESTAL SUSTENTÁVEL DA BR - 163 (PA) E DA REGIÃO METROPOLITANA DE SÃO PAULO**"

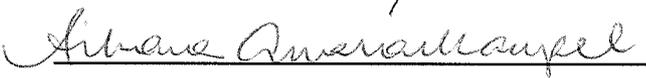
Aprovado (a) pela Banca Examinadora
em cumprimento ao requisito exigido para
obtenção do Título de **Mestre** em
Sensoriamento Remoto

Dr. Antonio Miguel Vieira Monteiro



Presidente / Orientador(a) / INPE / S.JCampos - SP

Dra. Silvana Amaral Kampel



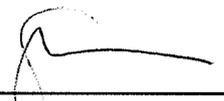
Orientador(a) / INPE / S.JCampos - SP

Dra. Cláudia Maria de Almeida



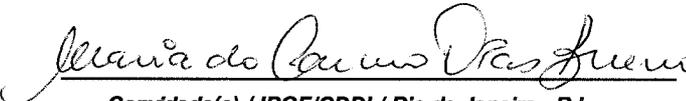
Membro da Banca / INPE / S.JCampos - SP

Dra. Evlyn Márcia Leão de Moraes Novo



Membro da Banca / INPE / S.JCampos - SP

Dra. Maria do Carmo Dias Bueno



Convidado(a) / IBGE/CDDI / Rio de Janeiro - RJ

Este trabalho foi aprovado por:

maioria simples

unanimidade

São José dos Campos, 30 de novembro de 2015

“Não há limites quando você está rodeado de pessoas que acreditam em você, ou de pessoas cujas expectativas não são definidas por atitudes míopes da sociedade, ou de pessoas que ajudam a abrir portas de oportunidade e não fechá-las”.

Neil deGrasse Tyson

A toda minha família pelo infindável apoio.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, aos meus orientadores, Dr. Miguel e Dra. Silvana, pela confiança e pela oportunidade singular que me fora oferecida ao me aceitarem como aluno desta conceituada pós-graduação, e pelos notáveis conhecimentos e ensinamentos transmitidos durante todo o período de trabalho, os quais levarei adiante em minhas carreiras acadêmica e profissional. Por me apresentarem ao *Mundo das Luzes Noturnas*, pelo qual muito me entusiasmo. Por todo apoio, paciência, orientação, suporte e incentivo em momentos importantes de minha vida e, finalmente, por acreditarem em minha capacidade de produção científica.

A toda minha família e amigos, em especial a meus pais, Sérgio Luis Medeiros Dória e Sheila Etchebeur, pelo apoio emocional e pela paciência dispensada a mim durante as incontáveis horas de dedicação e estudo, as quais ocorriam muitas vezes em meu quarto, ora referido como *caverna* por minha mãe. Também pelo apoio inquestionável as minhas decisões em situações e fases importantes de minha carreira.

Aos colegas da turma de 2013 de mestrado, pelas indispensáveis discussões conceituais e momentos de estudo conjunto, especialmente ao Isaque e ao William, por todas as horas de estudo e dedicação, e pelos conhecimentos transmitidos. Aos amigos Matheus, William, Everton, Fabio, Isaque, Denise, Sabil, Denis, Édipo e Vanessa, pela amizade e pelos momentos de descontração essencialmente necessários durante todo o período do mestrado.

Às assíduas da Senzala, Fernanda, Anielli e Ana, por terem me recebido de braços abertos durante o período em que fiquei alocado nessa sala.

Ao Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), em especial à Coordenação de Estruturas Territoriais (CETE) e à gerência da Divisão Territorial Brasileira (DTB), em nome de José Henrique da Silva, pelo apoio em momentos decisivos para a finalização desta dissertação.

Aos colegas de trabalho e amigos do IBGE, em especial ao Reginaldo e ao Diogo, pelas discussões *filosóficas*, incentivos e momentos de descontração. Também à Raquel pelo apoio na impressão das versões entregues à banca.

Aos docentes do curso de Mestrado em Sensoriamento Remoto, por todo conhecimento transmitido.

Ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), por toda a infraestrutura oferecida, sem a qual esta pesquisa não seria possível.

Aos projetos UrbisAmazônia e Cenários, pelo financiamento do trabalho de campo, oportunidade sem igual em minha carreira acadêmica e essencial para o desenvolvimento desta dissertação.

Ao Programa de Excelência Acadêmica (PROEX), pelo financiamento de minha participação no Encontro Nacional da Associação Brasileira de Estudos Populacionais (ABEP).

Por fim, mas não menos importante, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pela concessão da bolsa de mestrado pelo período de um ano e três meses.

RESUMO

O processo de urbanização na Amazônia contemporânea se expressa não somente nas cidades e vilas estabelecidas e estruturadas, mas também em outras formas de organização do espaço decorrentes de atividades humanas. Por sua vez, Regiões Metropolitanas experimentam variados processos locais de expansão urbana, com ocupações que ocorrem horizontal e verticalmente. Dados de sensoriamento remoto e técnicas de geoprocessamento têm sido utilizados para descrever e entender processos de urbanização e ocupação do território e, mais recentemente, para auxiliar na caracterização da distribuição espacial da população nestes territórios urbanizados e na estimativa do volume populacional. Este trabalho tem por objetivo avaliar a contribuição de imagens mosaico de luzes noturnas do *Operational Linescan System* (OLS) e do *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS) para estimativas de população, estudando as áreas do Distrito Florestal Sustentável da BR163 (DFS-BR163) na Amazônia Paraense, e a Região Metropolitana de São Paulo (RMSP). Dados de luzes noturnas e dados demográficos foram sistematizados para inferir o quantitativo populacional e a distribuição da população em escalas regional e local. Realizou-se inicialmente a intercalibração das imagens mosaico de luzes do OLS e o refinamento da imagem mosaico de luzes do VIIRS. Para verificar a utilidade da série temporal dos mosaicos de luzes noturnas em estimativas de população, a técnica de regressão linear foi adotada para o DFS-BR163, na análise de imagens mosaico OLS de 2000, 2007 e 2010. A Regressão Geograficamente Ponderada (GWR) foi aplicada para imagem mosaico VIIRS 2012 em escala local e intraurbana na RMSP. Da análise dos resultados obtidos para a escala do DFS-BR163 pode-se afirmar que: (1) a intercalibração das imagens mosaico do OLS deve ser adaptada para as condições locais para garantir análises consistentes da série temporal; (2) o refinamento da imagem mosaico VIIRS é essencial para eliminar as luzes não associadas à presença de ocupação humana; (3) a capacidade do sensor VIIRS em identificar e individualizar áreas de diferentes intensidades de ocupação humana indica o potencial destas imagens para estudos de distribuição espacial da população; (4) os dados indicaram regressões com funções lineares, para os mosaicos do OLS, e exponencial, para o mosaico do VIIRS, sendo que de 67% a 80% da variabilidade observada nos quantitativos populacionais pôde ser explicada pelas imagens de luzes noturnas, os erros das estimativas são explicados por fatores locais das áreas iluminadas e as estimativas do VIIRS apresentaram erros significativamente menores do que as do OLS. Para a RMSP, constatou-se que a GWR apresentou estimativas populacionais satisfatórias, com erro geral de 5% em relação à população observada, e os coeficientes da GWR mostraram-se associados a diferentes padrões de ocupação urbana na RMSP. Por fim, este trabalho indica o potencial do uso de dados de luzes noturnas do OLS e do VIIRS para estimativas de população nas escalas regional e local, podendo auxiliar os modelos de distribuição e de estimativa anual da população.

NIGHTTIME LIGHT IMAGES FOR POPULATION ESTIMATES AT REGIONAL AND LOCAL SCALES: THE CASES OF THE SUSTAINABLE FOREST DISTRICT OF BR163 (PA) AND THE SÃO PAULO METROPOLITAN REGION

ABSTRACT

The contemporary urbanization process in the Amazon region is expressed not only by structured cities and established villages, but also by other spatial forms of territory occupation generated by human activities. On the other hand, Metropolitan Regions experience various local urban growing processes that occur horizontally and vertically. Remote sensing data and geoinformation techniques have been used to describe and understand urbanization and colonization processes, and, particularly in recent years, they have been used to assist on the characterization of spatial population distribution in these urbanized areas and on population estimates. This work aims to identify the contribution of nighttime lights images from Operational Linescan System (OLS) and Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) for population estimates in the BR163-Sustainable Forest District (DFS-BR163), in the Brazilian Amazon, and the São Paulo Metropolitan Region (RMSP). Nighttime lights images and demographic data were organized to infer population counts and distribution, considering both regional and local scales. First, intercalibration of OLS nighttime lights mosaic images and refinement of VIIRS nighttime lights mosaic image to remove noise and lights from ephemeral events were carried out. Then, a linear regression model explored the relationships between OLS nighttime lights mosaic images and population estimates in DFS-BR163, in 2000, 2007 and 2010. At local and intraurban scale, Geographically Weighted Regression (GWR) was used to study VIIRS 2012 mosaic image and population distribution in the RMSP. The results from DFS-BR163 scale suggest that: (1) the OLS mosaic images intercalibration has to be adapted to the local conditions to guarantee consistent analysis of the time series; (2) the refinement of VIIRS nighttime lights mosaic image is essential to eliminate ephemeral sources and noises; (3) the VIIRS sensibility to identify and individualize human settlements of different intensities of human occupation highlights the potential of VIIRS images for spatial population distribution studies; (4) population estimates presented linear relationship for OLS mosaic images regressions and exponential relationship for VIIRS. Also, 67% to 80% of the population variability could be explained by nighttime lights images; the estimate errors were related to local characteristics of lit areas; and VIIRS estimate errors were substantially lower than OLS's. For the RMSP, GWR presented satisfactory estimates, with general error of 5% for the observed population data, and the GWR coefficients were related to different urban occupation patterns in the RMSP. Lastly, this work indicates the potential of OLS and VIIRS nighttime lights data for population estimates at both regional

and local scales, suggesting that these images could also be used as ancillary data for spatial distribution models and annual population estimates.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 2.1 – População urbana e rural no Brasil de 1950 a 2050 (projetado). Fonte: UN (2014).....	7
Figura 2.2 – Comparação da faixa de sensibilidade dos sensores OLS (com o tubo fotomultiplicador), NASA-AVIRIS, NOAA-AVHRR e Landsat TM. Fonte: Adaptada de Elvidge et al. (1997a).....	13
Figura 2.3 - Imagens-mosaico livres de nuvens do VIIRS (DNB) e do OLS de Oahu, Havaí. Imagens de abril e outubro de 2012, sem iluminação da luz da lua. Fonte: Elvidge et al. (2013).	17
Figura 2.4 - Detalhe dos DN's (Digital Numbers) médios de imagem de 2002 do DMSP/OLS. Fonte: Doll (2008).	19
Figura 2.5 - Série temporal de dados de luzes noturnas do sensor OLS para os diferentes satélites (F10, F12, F14, F15 e F16). As linhas tracejadas indicam mudança de.....satélite. Fonte: Adaptado de Zhang e Seto (2011).	24
Figura 2.6 - Diagramas de dispersão entre as imagens de cada ano e a imagem F121999 (eixo vertical) para a área de referência (Sicília, Itália). Fonte: Elvidge et al. (2009).	26
Figura 3.1 - Diagrama do procedimento metodológico geral proposto.	28
Figura 3.2 - Localização do DFS-BR163.	30
Figura 3.3 - Localização e municípios da Região Metropolitana de São Paulo.	32
Figura 3.4 - Áreas candidatas ao processo de intercalibração.....	36
Figura 3.5 - Diagramas de dispersão dos ND's das imagens OLS entre as imagens de cada ano e a imagem F121999 para a região de Santarém, Pará.	37
Figura 3.6 - Exemplo dos problemas observados no mosaico VIIRS 2012 (a1, b1 e c1), e imagens diurnas identificando (a2, b2, c2) das respectivas coberturas acessadas do Google Earth.	39
Figura 3.7 - Exemplo das manchas de luzes noturnas selecionadas nas imagens OLS e VIIRS e suas respectivas feições em imagens diurnas de alta resolução espacial.	45

Figura 3.8 - Áreas de ponderação urbanas da Região Metropolitana de São Paulo.....	50
Figura 3.9 - Modelo do Diagrama de Espalhamento de Moran proposto por Anselin (1996).....	54
Figura 4.1 - Somas dos NDs dos pixels de luzes nas imagens OLS dos satélites F14, F15, F16 e F18, de 2000 a 2012: a) imagens mosaico originais; b) imagens-mosaico intercalibradas utilizando os coeficientes de Elvidge et al. (2009).....	58
Figura 4.2 - Soma dos NDs dos pixels de luzes das imagens OLS dos satélites F14, F15, F16 e F18, de 2000 a 2012, intercalibradas pelo método adaptado. A linha tracejada é uma representação de continuidade dos dados.....	59
Figura 4.3 - Exemplo da classificação do mosaico VIIRS com identificação de algumas comunidades visitadas em campo. Em preto, os pixels classificados como luzes, e em branco, não-luzes (<i>background</i>).	60
Figura 4.4 - Região da sede municipal de Santarém e respectiva área classificada no mosaico de luzes VIIRS 2012. Imagem de satélite diurna obtida do Google Earth.	61
Figura 4.5 – Polígonos das manchas de luz obtidas pela classificação do mosaico VIIRS original (a) e após o procedimento de melhoria proposto (b).....	62
Figura 4.6 - Q-Q <i>plots</i> das variáveis originais e log-transformadas do total de população (2000, 2007 e 2010) e da soma dos pixels de luzes noturnas (OLS F14, F15, F16, F18 e VIIRS) para cada sensor/ano considerado.....	66
Figura 4.7 - Diagramas de dispersão entre Soma dos Pixels de Luzes (eixo X) e o Total de População (eixo Y) para cada sensor/ano considerado.....	67
Figura 4.8 - Gráficos Q-Q <i>plots</i> e os diagramas de dispersão entre os resíduos normalizados e de população estimados para cada sensor/ano considerado.....	68
Figura 4.9 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F14 e F15, agregadas por município para o ano de 2000.	70

Figura 4.10 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F15 e F16, agregadas por município para o ano de 2007.	71
Figura 4.11 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F18 e VIIRS, agregadas por município para o ano de 2010.	72
Figura 4.12 – Localização de exemplo de madeireira no entorno da sede de Novo Progresso, ao longo da BR 163. Imagens de satélite obtidas do Google Earth.	75
Figura 4.13 - Imagem-mosaico de luzes do VIIRS 2012 e áreas de ponderação (vermelho) do censo IBGE 2010 da RMSP.	77
Figura 4.14 - Diagrama de dispersão entre soma dos pixels de luzes (SPL) e população total (TP) das áreas de ponderação da RMSP.	78
Figura 4.15 - Q-Q <i>plot</i> dos resíduos da regressão linear simples entre a soma de pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	79
Figura 4.16 - Diagrama de dispersão entre os resíduos e os valores de população estimados pelo modelo de regressão linear; a linha azul indica a formação de um cone.	80
Figura 4.17 - Mapa da distribuição espacial dos resíduos da regressão linear entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	80
Figura 4.18 - a) Diagrama de Espalhamento de Moran dos Resíduos; e b) Box Mapa dos Resíduos da regressão linear entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	81
Figura 4.19- Mapa de Moran dos resíduos da regressão linear simples entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	82
Figura 4.20 - Mapa dos coeficientes de determinação locais do modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	83
Figura 4.21 - Mapa de β_1 locais estimados no modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.	84

Figura 4.22 - Mapa de β_1 locais estimados considerando 5% de significância no modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.....	84
Figura 4.23 - Exemplo da associação entre β_1 local estimado e os diferentes padrões de ocupação urbana: a) Parte da região oeste do município de São Paulo; e b) Parte da região norte do município de São Bernardo do Campo. Detalhes das imagens obtidas do Google Earth.	85

LISTA DE TABELAS

	<u>Pág.</u>
Tabela 2.1 - Principais características do sensor OLS.....	14
Tabela 2.2 - Principais características do sensor VIIRS.....	16
Tabela 3.1 - Referência temporal dos dados utilizados neste trabalho.	32
Tabela 3.2 - Coeficientes obtidos a partir da aplicação da função de intercalibração.....	34
Tabela 3.3 - Coeficientes obtidos a partir da aplicação da função de intercalibração para Santarém.	38
Tabela 4.1 – Síntese das manchas classificadas como luzes nas imagens OLS e VIIRS que foram selecionadas e descartadas, e da natureza dos setores censitários selecionados para compor o quantitativo populacional para cada sensor/ano.	64
Tabela 4.2 – Erros (porcentagem) das estimativas de população das manchas de luz por município.	73
Tabela 4.3 - Níveis de exatidão da população estimada usando o modelo GWR.	86

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

AIC	Akaike Information Criterion
ATMS	Advanced Technology Microwave Sounder
CCD	Charged-Coupled Device
CERES	Cloud and Earth Radiance Energy System
CIESIN	Center for International Earth Science Information Network
CrIS	Cross-Track Infrared Sounder
DFS-BR163	Distrito Florestal Sustentável da BR163
DMSP	Defense Meteorological Satellites Program
DNB	Day/Night Band
EOG	Earth Observing Group
ETM	Enhanced Thematic Mapper
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus
GPS	Global Positioning System
GRUMP	Global Rural-Urban Mapping Project
GWR	Geographically Weighted Regression
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
INPE	Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais
ISODATA	Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique
JPSS	Joint Polar Satellite System
LiDAR	Light Detection And Ranging
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
MSS	Multispectral Scanner
NASA	National Aeronautics and Space Administration
ND	Número Digital
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
NGDC	National Geophysical Data Center
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration
NPOESS	National Polar-orbiting Operational Environmental Satellite System
OBIA	Object-Based Image Analysis
OLS	Operational Linescan System

OMPS	Ozone Mapping and Profiling Suite
POES	Polar-orbiting Operational Environmental Satellites
RMSP	Região Metropolitana de São Paulo
SAP	Sensor Aerospace Vehicle Electronics Package
SNPP	Suomi National Polar-orbiting Partnership
SPOT	Satellite Pour l'Observation de la Terre
SVM	Support Vector Machine
TIR	Infravermelho Termal
TM	Thematic Mapper
UEOH	Unidades Espaciais de Ocupação Humana
VNIR	Visível / Infravermelho Próximo
VIIRS	Visible Infrared Imaging Radiometer Suite

SUMÁRIO

	<u>Pág.</u>
1	INTRODUÇÃO..... 1
1.1.	Objetivo geral 5
1.2.	Objetivos específicos 5
1.3.	Organização da Dissertação 6
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA..... 7
2.1.	Sensoriamento Remoto em estudos populacionais: urbanização, distribuição espacial e estimativa de população 7
2.2.	Operational Linescan System (OLS)..... 12
2.3.	Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) 15
2.4.	Mapeamento de assentamentos humanos e estimativas populacionais a partir de imagens de luzes noturnas 18
2.5.	Análises multitemporais utilizando imagens de luzes noturnas... 22
3	USO E AVALIAÇÃO DE IMAGENS DE LUZES NOTURNAS PARA ESTIMATIVAS DE POPULAÇÃO NA AMAZÔNIA BRASILEIRA E NA RMSP: UMA CONTRIBUIÇÃO METODOLÓGICA..... 27
3.1.	Proposta Metodológica..... 27
3.2.	Áreas de estudo 28
3.3.	Material 32
3.4.	Métodos 33
3.4.1.	Intercalibração das imagens multitemporais de luzes noturnas do sensor OLS 34
3.4.2.	Melhoramento do mosaico de luzes noturnas do VIIRS..... 38
3.4.3.	Estimativas de população no DFS-BR163 a partir de imagens de luzes noturnas 43

3.4.4.	Estimativa e distribuição espacial de população urbana para a Região Metropolitana de São Paulo com o sensor VIIRS	48
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	57
4.1.	Intercalibração das imagens de luzes noturnas do OLS	57
4.2.	Melhoramento do mosaico VIIRS	59
4.3.	Estimativas de população no DFS-BR163	63
4.4.	Estimativa e distribuição espacial de população urbana para a Região Metropolitana de São Paulo com o sensor VIIRS	76
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS	89
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	95

1 INTRODUÇÃO

A humanidade está vivenciando uma rápida transição, na escala global, deixando uma situação definida como uma vida em áreas rurais para uma vida em áreas definidas como urbanas. Uma transição urbana acelerada e desigual está em curso em escala mundial. Em 1950, havia no planeta 746 milhões de pessoas (cerca de 30% da população mundial) vivendo em áreas urbanas. Em 2014, são 3,9 bilhões de pessoas (54% da população mundial) nesta condição e, por volta de 2050, as projeções apontam para 66% da população mundial morando em áreas urbanas (UN, 2014).

Schneider et al. (2009; 2010) realizaram o mapeamento global das áreas urbanas utilizando dados do sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*), e os resultados revelaram que as áreas urbanas (cidades e assentamentos) ocupam uma área menor do que 1% de toda a superfície continental terrestre. Zhou et al. (2015), utilizando o mosaico de luzes noturnas do sensor *Operational Linescan System* (OLS) para o ano de 2000, encontraram, observando uma média global, em torno de 0,5% de ocupação urbana e, como uma contribuição importante, apontaram as grandes variações regionais na escala continental, de 0,1% na Oceania a 2,3% na Europa, e na escala de países, variando de 0,01% até 10%.

O processo de urbanização, caracterizado por Lefebvre (1999), se consolida a partir da industrialização. O capitalismo industrial depende dos núcleos urbanos e das cidades, onde se estabelecem e se concentram as relações de poder. Para Lefebvre, o *tecido urbano* é a trama que se espraia por todo o território, expressa como o conjunto das manifestações do predomínio da cidade sobre o campo. Monte-Mór (1994) se apoia nos fundamentos de Lefebvre e denomina de *urbanização extensiva* essa urbanização que se espalha sobre o território e atinge não somente as cidades, mas todos os espaços, disseminando o modo de vida urbano e as condições urbano-industriais de produção e reprodução. Desta forma, os processos de produção do espaço urbano podem ser

identificados de norte a sul do país, em cidades, vilas, povoados, grandes centros urbanos e regiões metropolitanas. É neste sentido que Dal'Asta et al. (2012) denominam de *Unidades Espaciais de Ocupação Humana* (UEOH) não apenas as áreas urbanizadas de sedes municipais, vilas e comunidades, mas também áreas de atividades humanas, como madeireiras, serrarias, áreas de mineração, assentamentos agrícolas, aldeias indígenas, entre outros, para a região da Amazônia Brasileira.

A Amazônia Brasileira tem experimentado altas taxas de crescimento populacional e expansão urbana ao longo das últimas décadas. No decênio passado, a população da região norte do Brasil cresceu em taxas superiores às do país, sendo que praticamente três quartos da população dessa região vivem em áreas caracterizadas como urbanas (IBGE, 2010a). Este alto grau de urbanização da Amazônia nos tempos recentes, associado a outros fatores, levaram Becker (1995) a utilizar o termo *floresta urbanizada* para se referir à região e enaltecer a importância da presença do espaço urbano deste ambiente em discussões relacionadas à Amazônia.

Em contraste à Amazônia, o estado de São Paulo possui cerca de 40 milhões de habitantes (IBGE, 2010a), o que representa quase 22% da população total do Brasil, sendo que aproximadamente 50% dos habitantes paulistas se concentram nos 39 municípios da Região Metropolitana de São Paulo (RMSP), onde os processos de expansão urbana ocorrem de forma variada em sua morfologia, horizontal e verticalmente, abrangendo grupos de diversas classes socioeconômicas (ALVES et al., 2010).

Estes processos de urbanização aliados ao crescimento populacional tem relevante importância para o planejamento urbano e regional e para a implantação de políticas públicas. Desta forma, o conhecimento da quantidade, da distribuição e das características socioeconômicas de uma população é essencial para a formulação e implantação de programas sociais (SOUZA, 2004; BRITO et al., 2010).

Dados de sensoriamento remoto e técnicas de geoprocessamento têm sido utilizados para auxiliar os estudos relacionados à urbanização (PEREIRA et al., 1984; 2005; KURKDJIAN, 1987; FORESTI, 1988; SOUZA, 2004; FROLKING et al., 2013; SMALL; ELVIDGE, 2013), alguns dedicados à esta questão na Amazônia Brasileira (POWELL et al., 2001; AMARAL, 2003; SATHLER et al., 2009; GAVLAK, 2011; AMARAL et al., 2012a; DAL'ASTA et al., 2012). O sensoriamento remoto da Terra utiliza, entre outros, sensores ópticos que operam com base na energia refletida pelos alvos na superfície terrestre quando expostos à luz do sol. Os sensores ópticos de imageamento noturno, basicamente, trabalham nas regiões do infravermelho e do microondas do espectro eletromagnético. Estes sensores surgiram na década de 1960 e possibilitaram observar alguns aspectos que durante o dia dificilmente seriam perceptíveis, como, por exemplo, auroras, focos de incêndios florestais, luzes de cidades e chamas provenientes da queima de gases (FOSTER, 1983; ELVIDGE et al., 1997a).

O OLS do *Defense Meteorological Satellites Program* (DMSP) é reconhecido no meio científico por prover imagens de luzes noturnas de cobertura global diariamente. Os mosaicos globais livres de nuvens disponibilizados anualmente pelo *Earth Observing Group* (EOG) da *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) foram utilizados por muitos estudos relacionados à urbanização (ELVIDGE et al., 1997a; 1997b; 1999; 2001; SUTTON et al., 1997; AMARAL et al.; 2005; 2006; SMALL et al., 2005; DOLL, 2008; DOLL; PACHAURI, 2010; ZHANG; SETO, 2011).

No entanto, algumas características do sensor limitam o escopo de pesquisas que utilizam seus dados. Por exemplo, embora o sensor possua uma resolução espacial nominal de 0,5 km, as imagens-mosaico de luzes estáveis de 1 km de resolução espacial são provenientes de imagens de luzes noturnas de 2,7 km de resolução espacial, resultado do armazenamento de valores médios de 5 x 5 pixels a bordo do satélite (ELVIDGE et al., 1997a). Esse procedimento implica diversos efeitos, como a saturação do brilho do pixel, o que

impossibilita o uso direto desses dados. Este e outros efeitos que se manifestam nas imagens-mosaico derivadas serão apresentados e discutidos com mais detalhe nas próximas sessões deste trabalho.

O sensor *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS) surgiu em 2011 como uma promessa de melhora do imageamento noturno do planeta pela possibilidade de resolução espacial e radiométrica refinadas (ELVIDGE et al., 2013), orbitando a Terra a bordo da plataforma *Suomi National Polar-orbiting Partnership* (SNPP). Contudo, por ser bastante recente, ainda há muito a se avaliar no tocante a seus produtos para entender suas contribuições científicas e seus limites de utilização.

As imagens de luzes noturnas se apresentam como uma boa alternativa para estudos da urbanização. As luzes presentes nas imagens podem ser indicadoras do desenvolvimento de áreas em processo de urbanização, como o caso das UEOH da Amazônia. Deste modo, os produtos derivados de sensoriamento remoto noturno, na medida em que aqui são caracterizados, podem indicar a presença humana no espaço, em diversos níveis de estruturação e urbanização. A partir dessas imagens é possível aferir algumas métricas importantes relacionadas à urbanização, como, por exemplo, a extensão da área urbanizada (IMHOFF et al., 1997; HENDERSON et al., 2003) e o quantitativo populacional (ELVIDGE et al., 1997b; SUTTON et al., 2001).

Este trabalho procura contribuir para responder de forma objetiva aos questionamentos referentes à utilidade das imagens de luzes noturnas para estudos populacionais. Em particular, esta dissertação busca verificar se os dados produzidos pelos sensores OLS e VIIRS podem ser auxiliares às fontes tradicionais de dados demográficos utilizados para estimativas populacionais e para os estudos de distribuição espacial da população. Este trabalho discute as possibilidades e as limitações deste dado, no estágio atual da tecnologia, para apoiar as estimativas entre censos. Para isso, esta dissertação toma duas áreas distintas para avaliar as possibilidades dos sensores. Um estudo é

conduzido para o Distrito Florestal Sustentável da BR163 (DFS-BR163), na Amazônia Brasileira, estado do Pará, e outro para a RMSP, no estado de São Paulo. A hipótese adotada é a de que as imagens de luzes noturnas, hoje estabelecidas pelos sensores OLS e VIIRS, podem ser utilizadas como fonte de dados auxiliares importantes para as estimativas populacionais em escalas regionais e locais, e assim auxiliar as projeções e as estimativas entre censos. Neste contexto, podem-se definir os objetivos desta dissertação, estabelecidos nas próximas seções.

1.1. Objetivo geral

O objetivo geral deste trabalho é identificar as contribuições de imagens de luzes noturnas para estimativas de população em duas escalas e regiões distintas: a Amazônia Brasileira e a RMSP. Considerando as particularidades das áreas de estudo, pretende-se verificar as relações entre dados provenientes do sensoriamento remoto de luzes noturnas e dados demográficos para inferir informações de quantitativo populacional e distribuição de população, utilizando-se dados de sensoriamento remoto orbital, Sistemas de Informações Geográficas e métodos de Análise Espacial.

1.2. Objetivos específicos

A partir dos mosaicos de imagens de luzes noturnas pretende-se avaliar sua utilidade nas estimativas de população na Amazônia e na RMSP, enquanto variável relacionada a informações demográficas disponibilizadas por órgãos oficiais, identificando suas contribuições de aplicação no tempo e no espaço. Para tanto, apresentam-se os seguintes objetivos específicos, subdivididos em dois grupos:

- I. Melhoria dos dados de luzes noturnas:
 - Intercalibração das imagens-mosaico do OLS e organização da série temporal;

- Melhoria da imagem-mosaico de luzes do VIIRS.

II. Estudo das relações com estimativa e distribuição de população:

- Escala regional - qual a relação entre as imagens de luzes noturnas e as informações demográficas nesta escala?
- Escala local - qual a importância do espaço nas análises?

1.3. Organização da Dissertação

Esta dissertação está organizada em mais quatro capítulos. O Capítulo 2 contém a fundamentação teórica que embasa a execução deste trabalho. Na Seção 2.1, é apresentada a relação do sensoriamento remoto com os estudos populacionais. A Seção 2.2 apresenta o histórico do imageamento noturno da Terra e as principais características do sensor OLS. A Seção 2.3 apresenta o sensor VIIRS e suas principais características. Na Seção 2.4, são apresentados alguns dos principais trabalhos relacionados a mapeamentos de assentamentos humanos e estimativas populacionais com a utilização de imagens de luzes noturnas. O Capítulo 3 apresenta as áreas de estudo, o material e os métodos utilizados para realizar a intercalibração dos mosaicos do OLS, a melhoria do mosaico VIIRS e as estimativas populacionais para as regiões do DFS-BR163 e da RMSP. O Capítulo 4 apresenta a discussão e os resultados obtidos a partir do emprego da metodologia utilizada. Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões obtidas a partir dos resultados e algumas sugestões para futuros estudos com as imagens de luzes noturnas dos sensores OLS e VIIRS.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1. Sensoriamento Remoto em estudos populacionais: urbanização, distribuição espacial e estimativa de população

O crescimento populacional e a expansão urbana têm avançado rapidamente nas últimas décadas. Embora as áreas urbanas ocupem uma pequena porção da superfície continental da Terra (SCHNEIDER et al., 2009; 2010), mais da metade da população mundial vive nestas áreas (UN, 2014). O crescimento urbano (Figura 2.1) implica significantes impactos na estrutura social das cidades, em termos de distribuição da população e de características de uso e cobertura da terra (SHERBININ et al., 2002).

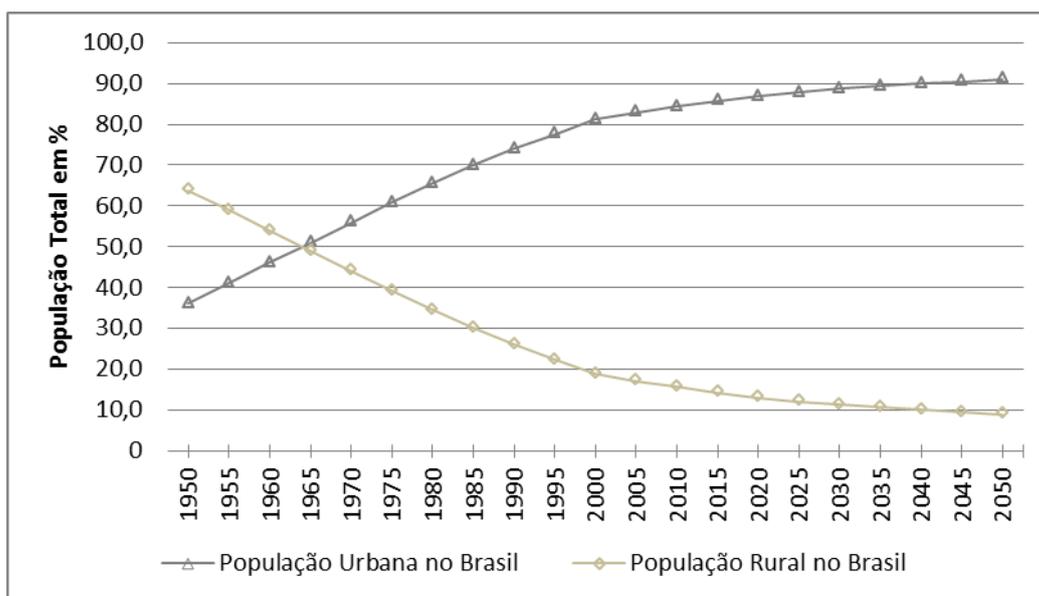


Figura 2.1 – População urbana e rural no Brasil de 1950 a 2050 (projetado).
Fonte: UN (2014).

Em meados da década de 1970, com o advento dos sensores da série Landsat e a possibilidade de coletar informações multiespectrais da superfície da Terra, incluindo o infravermelho termal, as pesquisas relacionadas à urbanização se firmaram em realizar classificações de uso e cobertura da terra para estimar algumas métricas urbanas, como, por exemplo, densidade de residências e índices de qualidade residencial (FORSTER, 1983), e também para avaliar os

impactos ambientais causados pela pressão exercida pelo crescimento urbano (FORESTI, 1988).

O uso do sensoriamento remoto para estudo da urbanização possui diversas vantagens, como, por exemplo, observar todo o conjunto da cidade e seu entorno de forma sinóptica ou detalhada, dependendo da resolução espacial, realizar análises temporais a partir de sucessivas passagens dos satélites para observar um mesmo ponto na superfície terrestre e a possibilidade de observar o espaço em diferentes faixas do espectro eletromagnético (KURKDJIAN, 1987).

Além das técnicas de classificação, a composição de bandas também foi utilizada para avaliar a evolução de assentamentos humanos ao longo do tempo. Pereira et al. (1984) realizaram uma composição de bandas multiespectrais do sensor MSS (*Multispectral Scanner*) da série Landsat, com imagens dos anos de 1978, 1981 e 1984, para identificar as áreas de modificações urbanas e mapear as áreas de crescimento urbano.

A partir de dados de sensoriamento remoto, também é possível se obter estimativas de população, muito próximas dos valores advindos dos censos, realizando: contagem de unidades residenciais individuais; medidas de extensão de áreas urbanas; classificações de uso e cobertura da terra (JENSEN; COWEN, 1999). Estas estimativas tornam-se importantes em diversas partes do mundo onde os dados são escassos e em períodos intercensos.

Usualmente, os censos proveem informações socioeconômicas e demográficas relacionadas à população, que são as mais utilizadas globalmente. Em geral, os censos oficiais são realizados e divulgados decenalmente. No Brasil, o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) realiza o censo a cada 10

anos e divulga as informações de contagem de população agregadas por setores censitários¹, e estes setores são modificados ao longo do tempo como resultado de reestruturações operacionais e administrativas.

Hsu (1971) realizou estimativas populacionais em períodos intercensos a partir da contagem de residências utilizando cartas topográficas e fotografias aéreas para uma região próxima de Atlanta, capital do estado da Georgia, nos Estados Unidos. Os resultados são apresentados em grades celulares de aproximadamente 400 m² por célula, sendo possível identificar áreas de acréscimo e decréscimo populacional para os anos de 1952 e 1968.

Lo e Welch (1977) realizaram estimativas de população utilizando os valores de área construída para diversas cidades da China extraídas de imagens do satélite Landsat, obtendo coeficientes de correlação acima de 0,75.

Foresti (1978) realizou o mapeamento das áreas urbanizadas de algumas cidades paulistas a partir de fotografias aéreas e imagens Landsat para os períodos de 1975-1976 para realizar estimativas populacionais, observando correlações significativas entre os dados de população e as áreas urbanizadas – $R^2 = 0,95$ e $0,92$ para fotografias aéreas e imagens orbitais, respectivamente.

A partir das imagens do sensor MSS da série Landsat, Iisaka e Hegedus (1982) realizaram estimativas de densidade populacional para uma área de Kanto, na Região Metropolitana de Tokyo, Japão, considerando uma grade de células de 500 m², para os anos de 1972 e 1979. Foi constatado que o valor médio dos pixels presentes em cada uma das células de 500 m² possui uma relação linear com a densidade populacional dessas áreas ($R^2 = 0,939$ e $0,899$ para 1972 e 1979, respectivamente).

¹ Um setor censitário é a menor unidade de coleta e registro das informações obtidas durante o recenseamento, e os setores são divididos de forma que facilite a coleta do agente de campo, respeitando os limites político-administrativos dos municípios (IBGE, 2010b).

Jensen e Cowen (1999) obtiveram correlações significativas ($R^2 = 0,81$) ao se estimar a população da Carolina do Sul, E.U.A., a partir de contagem de residências utilizando imagens de 2,5 m de resolução espacial.

Wu e Murray (2007) realizaram duas abordagens (por zonas e por pixels) para estimar a população de uma região de Columbus, capital do estado de Ohio, nos Estados Unidos, utilizando imagens do sensor ETM (*Enhanced Thematic Mapper*) do Landsat para o ano de 2000. Os coeficientes de determinação obtidos pelos autores variam de 0,6 a 0,7, com porcentagens absolutas de erro nas estimativas variando de 20% a 76% na área estudada.

Almeida et al. (2011) utilizaram modelagem 3D para inferir população para o ano de 2006 em uma área de precária infraestrutura. A área de estudo utilizada pelos autores foi a região de Rio das Pedras, no Rio de Janeiro, onde a modelagem 3D se justifica por conta de inúmeras construções verticais na região. O modelo 3D foi gerado a partir da subtração entre o Modelo Digital de Superfície, gerado a partir de imagens IKONOS, e o Modelo Digital de Terreno, gerado a partir de pontos coletados em campo. Os autores realizaram uma Análise de Imagem Baseada em Objeto, do inglês *Objected-Based Image Analysis* (OBIA), para separar as áreas residenciais das não-residenciais para a estimativa populacional. O R^2 alcançado pelos autores foi de 0,726 e as estimativas de população apresentaram erro absoluto de 0,1%.

Também com uma abordagem diferenciada, utilizando imagens de alta resolução espacial do satélite IKONOS-2 e dados LiDAR (*Light Detection And Ranging*), Tomás et al. (2015) realizaram estimativas de população urbana para uma região da cidade de Uberlândia, no estado de Minas Gerais, a partir da construção de um modelo 3D gerado a partir dos dados LiDAR. As unidades de análise consideradas foram setores censitários, e as estimativas foram feitas para o ano de 2004. A média dos erros observados nas estimativas foi de 31 habitantes, obtendo um erro total absoluto de 1,35% em relação à população de referência.

A possibilidade de aplicação do sensoriamento remoto noturno em estudos relacionados à urbanização se iniciou na década de 1970 (p. ex., CROFT, 1978) e avançou bastante até então. Elvidge et al. (1997a) produziram um mosaico de imagens de luzes noturnas com o objetivo de mapear as áreas urbanas dos Estados Unidos. O método utilizado pelos autores consiste na produção de uma imagem de luzes noturnas do DMSP/OLS de frequência de pixels de luzes estáveis que representam vilas, cidades e áreas industriais, para o período de outubro de 1994 a março de 1995.

Weier (2000) utilizou dados de luzes noturnas do DMSP/OLS para definir a extensão de áreas urbanas (com densidade maior do que 1.000 pessoas por milha quadrada), de áreas peri-urbanas (áreas suburbanas de menor densidade) e de áreas rurais para todo os Estados Unidos.

Utilizando imagens de luzes noturnas do OLS e imagens de NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) e de temperatura da superfície terrestre, ambos do MODIS, Zhang et al. (2015) realizaram classificações utilizando o método One-Class SVM (*Support Vector Machine*), para extrair somente as áreas urbanas de 55 cidades da China, considerando a escala regional. A premissa que aponta o estudo é de que áreas urbanas terão valores altos nas imagens de temperatura e nas de luzes noturnas OLS, ao passo que possuirão valores baixos de NDVI. A classificação final foi avaliada usando como base outra classificação feita a partir de imagens TM (*Thematic Mapper*) e ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*) da série Landsat. A acurácia dos resultados obtida pelos autores, em geral, foi de 80% e a classificação se apresentou bastante consistente, ressaltando que os três dados utilizados proveem informações distintas, mas complementares para extração de áreas urbanas.

Diversos outros estudos foram realizados utilizando imagens de luzes noturnas para mapear áreas urbanas (IMHOFF et al., 1997), estimar a população humana (ELVIDGE et al., 1997b; SUTTON et al., 2001), modelar a economia regional (DOLL et al., 2006; MA et al., 2012) e estimar o consumo de energia

elétrica (ELVIDGE et al., 2001; LETU et al., 2010). No Brasil, trabalhos também foram elaborados utilizando os dados de luzes do DMSP/OLS (AMARAL, 2003; AMARAL et al., 2005; 2006).

2.2. Operational Linescan System (OLS)

O *Defense Meteorological Satellites Program* (DMSP) é um programa do Departamento de Defesa Norte Americano, administrado pelo Centro de Sistemas Espaciais e Mísseis da Força Aérea dos E.U.A. desde meados da década de 1960 (NASA, 2003). De acordo com Elvidge et al. (2001), desde a década de 1970, o DMSP tem operado plataformas de órbita polar que utilizam sensores capazes de detectar nuvens, usando bandas espectrais das regiões do Visível / Infravermelho próximo (VNIR) e do Infravermelho Termal (TIR). O programa iniciou seus trabalhos com o *Sensor Aerospace Vehicle Electronics Package* (SAP), que voou de 1970 a 1976.

A partir de 1976, começaram a voar os sensores *Operational Linescan System* (OLS). O OLS é um radiômetro de varredura oscilatória que adquire imagens diurnas e noturnas. Sua banda do VNIR (0,5 a 0,9 μm) possui um tubo fotomultiplicador que aumenta sua sensibilidade em quatro vezes durante o imageamento noturno, em relação a outros sensores (Figura 2.2), permitindo identificar nuvens iluminadas pela luz da lua e fontes que emitem pouca radiação do infravermelho próximo, como, por exemplo, as luzes de uma cidade (ELVIDGE et al., 2001). A função principal inicial do sensor era coletar os dados das regiões do VNIR e TIR em sua órbita diurna e noturna para fins de observação dos sistemas meteorológicos e de cobertura de nuvens (ELVIDGE et al., 2013).

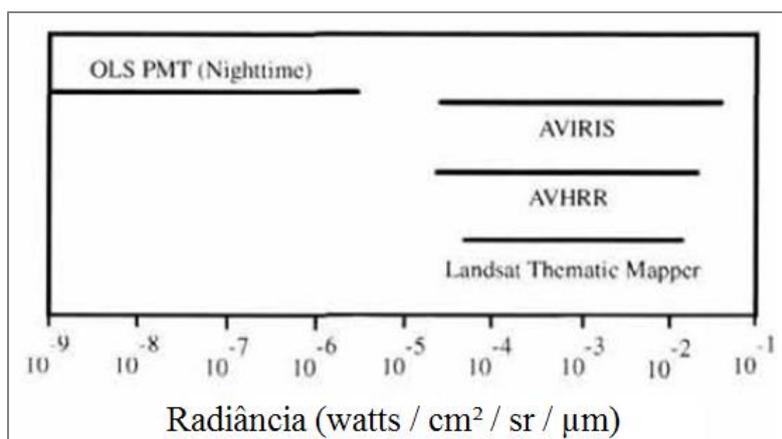


Figura 2.2 – Comparação da faixa de sensibilidade dos sensores OLS (com o tubo fotomultiplicador), NASA-AVIRIS, NOAA-AVHRR e Landsat TM. Fonte: Adaptada de Elvidge et al. (1997a).

Originalmente, as imagens eram rotineiramente descartadas após alguns dias de utilização. Contudo, o potencial científico dos dados logo foi reconhecido e provisões foram feitas para criar um arquivo dos filmes originais na Universidade de Wisconsin (FOSTER, 1983). Apesar de sensores OLS coletarem dados desde 1976, somente os dados coletados a partir de 1992 foram armazenados digitalmente na *National Oceanic and Atmospheric Administration – National Geophysical Data Center* (NOAA-NGDC) e estão disponíveis para download no site da NOAA, dos Estados Unidos (DOLL, 2008).

Cada imagem gerada pelo OLS recobre aproximadamente 3.000 km da superfície terrestre e existem dois modos de resolução espacial em que os dados podem ser adquiridos: a resolução plena (*fine*), que possui resolução espacial nominal de 0,5 km, e a resolução reamostrada (*smoothed*), que possui resolução espacial nominal de 2,7 km, resultado do armazenamento de valores médios de 5 x 5 pixels a bordo do satélite (ELVIDGE et al., 2001). A Tabela 2.1 apresenta as principais características do sensor.

Tabela 2.1 - Principais características do sensor OLS.

Item	DMSP/OLS
Desenvolvedora / Administradora	Força Aérea dos E.U.A.
Órbita	Polar - 850 km de altitude, 98,8° de inclinação, 102 min.
Swath	3.000 km
Hora da passagem noturna	~19:30
Largura da banda	Pancromática 0,5 a 0,9 μm
Resolução espacial	2,7 x 2,7 km ao nadir
Bandas espectrais adicionais	Infravermelho Termal (10 μm)
Quantização	6 bits
Calibração	Não há calibração para o imageamento noturno.

Fonte: Adaptada de Elvidge et al. (2013).

Diversos são os estudos relacionados à urbanização e população que utilizaram estas imagens. Welch (1980); Welch e Zupko (1980), por exemplo, encontraram uma correlação linear potencial entre a densidade populacional e a demanda pelo consumo de energia utilizando as imagens de luzes noturnas do OLS. As análises dos primeiros trabalhos com imagens de luzes noturnas do OLS foram realizadas baseando-se nas tiras dos filmes originais das imagens, limitando a quantidade de dados utilizados nos estudos (ELVIDGE et al., 2001).

Anualmente, uma imagem-mosaico dos sensores OLS é disponibilizada sendo o produto de luzes estáveis gerado pelo *Earth Observing Group* (EOG) da NOAA-NGDC, com resolução espacial de 1 km e quantização de 6 bits. Este produto é resultado de um processamento das imagens de 2,7 km de resolução espacial para identificar pixels livres de nuvens ao longo do período de um ano, sendo o valor final de cada pixel um número inteiro representando a média da radiância dos pixels livres de nuvens identificados. Desta forma, o processamento elimina áreas com cobertura persistente de nuvens e distingue as luzes efêmeras, como focos de incêndios florestais, auroras e relâmpagos, das luzes produzidas por fontes estáveis, como as luzes de uma cidade (ELVIDGE et al., 2001). Este é um dos produtos utilizados neste trabalho.

2.3. Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS)

O *Joint Polar Satellite System* (JPSS) é um programa estabelecido em 2010, resultado de uma parceria entre a *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e a NOAA, e representa um significativo avanço científico e tecnológico para o monitoramento ambiental. Surgiu como resultado da reestruturação do *National Polar-Orbiting Environmental Satellite System* (NPOESS), para prover continuidade ao *Polar-orbiting Operational Environmental Satellites* (POES) da NOAA. Como resultado, foi lançado um projeto preparatório do programa JPSS, o satélite *Suomi National Polar-orbiting Partnership* (SNPP) (CAO et al., 2014).

O SNPP foi lançado em 28 de outubro de 2011 da base aérea estadunidense de Vandenberg, Califórnia (XIONG et al., 2012). A bordo da plataforma estão cinco sensores: 1) *Cross-Track Infrared Sounder* (CrIS); 2) *Ozone Mapping and Profiling Suite* (OMPS); 3) *Advanced Technology Microwave Sounder* (ATMS); 4) *Cloud and Earth Radiance Energy System* (CERES); e 5) *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS). O VIIRS tem foco principal na observação das nuvens e de variáveis da superfície terrestre, enquanto que os outros sensores foram desenvolvidos para medir variáveis atmosféricas e o balanço radiativo da Terra (CAO et al., 2014).

O sensor VIIRS é um radiômetro de varredura mecânica que adquire imagens diurnas e noturnas. Cada imagem recobre aproximadamente 3.000 km da superfície terrestre, provendo cobertura diária da Terra, tanto diurna quanto noturna. Possui 22 bandas espectrais distribuídas entre 0,40 e 12,43 μm . Entre elas encontra-se a banda *Day/Night Band* (DNB), que realiza medições durante a órbita diurna e noturna do satélite (LEE et al., 2006). Esta banda tem um intervalo espectral de 0,5 a 0,9 μm , possui um arranjo de quatro sensores CCD (*Charged-Coupled Device*) dedicados, as imagens têm resolução espacial de 742 m e possui uma quantização de 14 bits. Ademais, a calibração da banda DNB realizada a bordo do satélite permite uma acurácia radiométrica melhor do

que a do sensor OLS (LEE et al., 2006; CAO et al., 2013). A Tabela 2.2 relaciona as principais características do sensor.

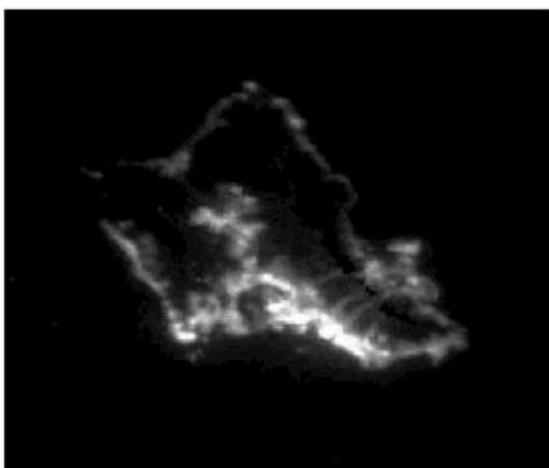
Tabela 2.2 - Principais características do sensor VIIRS.

Item	SNPP/VIIRS
Desenvolvedora / Administradora	NASA - NOAA JPSS
Órbita	Polar - 827 km de altitude, 98,7° de inclinação, 102 min.
Swath	3.000 km
Hora da passagem noturna	~01:30
Largura da banda	Pancromática 0,5 a 0,9 μm
Resolução espacial	742 x 742 m
Bandas espectrais adicionais	21 bandas adicionais que abrangem de 0,4 a 13 μm .
Quantização	14 bits
Calibração	Difusor solar utilizado para calibrar os dados diurnos da banda DNB. Calibração estendida para o imageamento noturno usando dados coletados pelo terminador solar.

Fonte: Adaptada de Elvidge et al. (2013).

Estudos recentes foram publicados realizando comparações entre os sensores OLS e VIIRS (MILLER et al., 2012; ELVIDGE et al., 2013; SCHUELER et al., 2013) indicando que o sensor VIIRS significa um substancial avanço no imageamento noturno da Terra. Com relação ao imageamento de luzes noturnas, a Figura 2.3 apresenta uma comparação entre composições do OLS e da banda DNB do VIIRS processadas utilizando os mesmos algoritmos. Observa-se uma significativa melhora do VIIRS na definição dos detalhes das luzes distribuídas no espaço em relação ao OLS. Observa-se também a saturação do brilho do pixel presente na imagem do OLS onde há maior concentração urbana, aliado a um ruído de fundo semelhante ao do tipo *speckle* (sal e pimenta) onde não há detecção de áreas iluminadas (ELVIDGE et al., 2013).

DNB Oahu



OLS Oahu

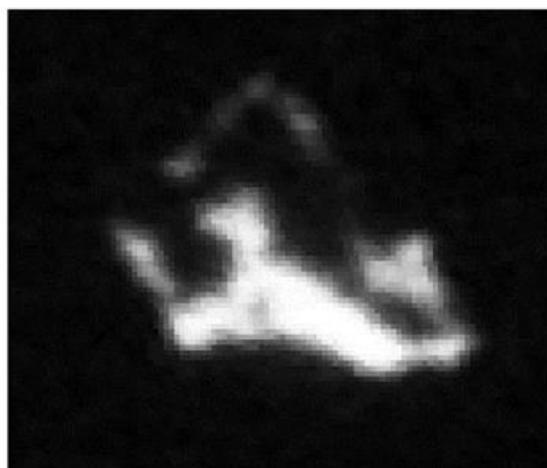


Figura 2.3 - Imagens-mosaico livres de nuvens do VIIRS (DNB) e do OLS de Oahu, Havaí. Imagens de abril e outubro de 2012, sem iluminação da luz da lua. Fonte: Elvidge et al. (2013).

Recentemente, o EOG da NOAA-NGDC disponibilizou um mosaico global de imagens de luzes noturnas sem cobertura de nuvens do VIIRS, com resolução espacial de 15 segundos de arco, o equivalente a aproximadamente 500 m, sendo este mosaico também utilizado neste trabalho. A composição foi gerada usando dados coletados pela banda DNB no ano de 2012, mais especificamente de 18 a 26 de abril e de 11 a 23 de outubro de 2012 (BAUGH et al., 2013). O produto produzido por Baugh et al. (2013) consiste em um mosaico global resultante de uma adaptação do algoritmo usado para produzir as imagens de luzes do OLS, sendo o valor final do pixel da imagem um número real positivo representando a média do valor de radiância de todos os pixels livres de nuvens observados no período. Contudo, o mosaico global de luzes noturnas livres de nuvens do VIIRS resultante desta metodologia não passou por procedimentos de filtragem para eliminar luzes provenientes de eventos efêmeros, como, por exemplo, focos de incêndio florestal e auroras, tampouco foi eliminado o ruído de fundo do sensor.

2.4. Mapeamento de assentamentos humanos e estimativas populacionais a partir de imagens de luzes noturnas

O uso de imagens multitemporais de sensoriamento remoto pode ser muito útil, especialmente quando se pretende avaliar a dinâmica histórica dos alvos de estudo e realizar estimativas (ZHANG; SETO, 2011). Além disso, técnicas de segmentação e classificação têm sido utilizadas para mapear as áreas urbanizadas utilizando imagens de luzes noturnas (HENDERSON et al., 2003; CAO et al., 2009).

Imhoff et al. (1997) realizaram estimativas de áreas urbanas para todos os estados dos E.U.A. por meio da aplicação da técnica de *thresholding* em imagens de luzes do DMSP/OLS, e obtiveram resultados satisfatórios, considerando as limitações do sensor e suas imagens. Todavia, Henderson et al. (2003); Cao et al. (2009) alertam que a técnica de *thresholding* apresenta problemas relacionados à superestimação das áreas urbanas devido ao efeito de saturação de pixel (*blooming* ou, mais recentemente, *overflow*) na classificação das imagens de luzes. Ocorre também a omissão de um grande número de pequenas cidades, apontando que os valores de *thresholding* variam de cidade para cidade ou conforme o nível de desenvolvimento de cada uma delas.

Um exemplo de saturação é apresentado na Figura 2.4, onde o contraste das luzes noturnas foi realçado para mostrar o *overflow* em torno dos centros urbanos iluminados. A luz é detectada a mais de 50 km da costa de Los Angeles, Califórnia, E.U.A. O valor do Número Digital (ND) do *overflow* excede os NDs do tráfego da Rodovia Interestadual 15 e os de várias pequenas cidades. O problema de saturação do brilho do pixel implica o crescimento dos limites reais das áreas iluminadas e ocorre basicamente devido a quatro fatores: baixa resolução espacial do sistema sensor; grande sobreposição entre os pixels de uma mesma imagem, isto é, no processo de aquisição de imagens deste sensor há a sobreposição de uma grande área (em torno de 60%) entre

pixels, fazendo com que a luz observada em um dado local possa ser captada por mais de um pixel; erros na geolocalização; e vapor d'água presente na atmosfera (DOLL, 2008; ELVIDGE et al., 2004).

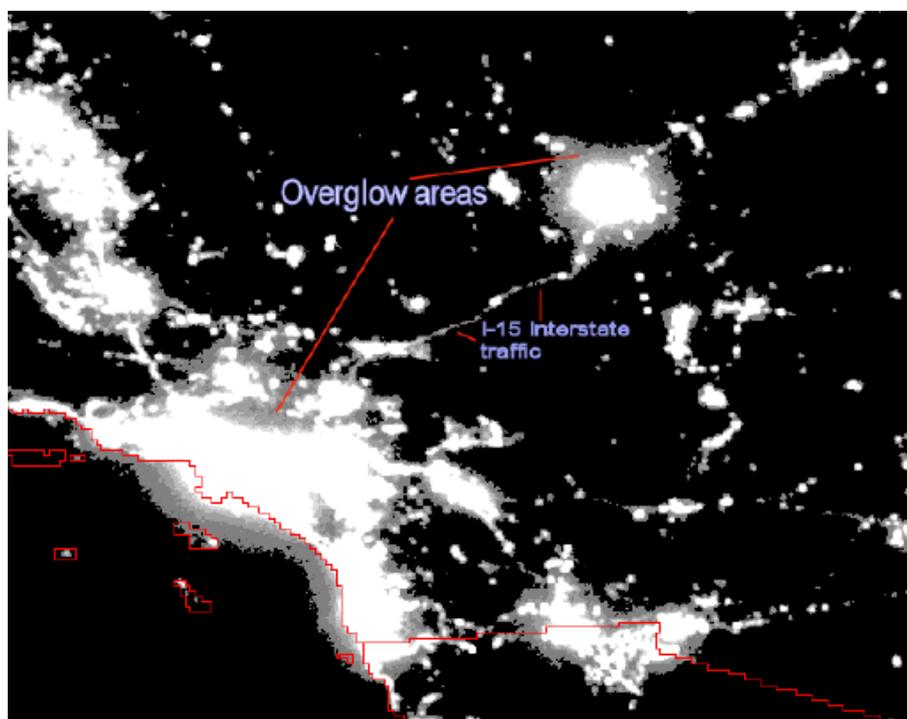


Figura 2.4 - Detalhe dos DNs (Digital Numbers) médios de imagem de 2002 do DMSP/OLS.
Fonte: Doll (2008).

Diante desta problemática, Cao et al. (2009) propõem um método de extração das áreas urbanas de dados do OLS baseado em SVM e dados de NDVI do SPOT-Vegetation (*Satellite Pour l'Observation de la Terre*), procurando reduzir a superestimação dos resultados provocada pelo efeito de *overflow* das imagens do OLS. Os resultados obtidos foram promissores e tendem a representar a realidade de forma mais fiel. Contudo, o método ainda está longe de resolver completamente o efeito de *overflow* das imagens.

Townsend e Bruce (2010) desenvolveram um método para minimizar a área contaminada pelo efeito de *overflow* das áreas iluminadas nas imagens do OLS, com o objetivo de potencializar a relação existente entre dados socioeconômicos e imagens de luzes noturnas. O trabalho foi desenvolvido

para toda a Austrália. A avaliação do método foi feita utilizando dados estatísticos de população por conta da desagregação disponível nos dados populacionais e com diferentes níveis de remoção do *overflow*. Os autores constataram que existe uma relação direta entre a intensidade da fonte de luz e a área contaminada pelo *overflow*. O método permitiu reduzir a área de *overflow* e, ao mesmo tempo, manter diversos assentamentos humanos menores localizados principalmente em áreas rurais. Os autores também observaram um incremento, em geral, de aproximadamente 10% do valor de R^2 da relação entre população e imagens de luzes noturnas do OLS com a aplicação da metodologia. Apesar de o estudo ter apresentado resultados positivos, a efetividade do modelo é limitada a áreas maiores do que 10 km², sendo 10 vezes maior do que a resolução espacial de 1 km das imagens de luzes noturnas do OLS utilizadas no estudo.

Apesar de o efeito de *overflow* ser recorrente nas imagens de luzes noturnas, mais evidente nas imagens do OLS do que nas imagens do VIIRS, os métodos e resultados alcançados indicam uma grande eficiência e potencial deste tipo de dado no meio científico.

As imagens de luzes noturnas do OLS também são bastante utilizadas em estudos focados nas estimativas de população. Sutton (1997) utilizou as imagens de luzes noturnas do OLS para estimar a densidade populacional em células que variam de 1 km² a 10 km² para todo os Estados Unidos. O autor observou que as áreas urbanizadas identificadas nas imagens estão fortemente correlacionadas ao quantitativo populacional ($R^2 = 0,975$).

Lo (2001) utilizou as imagens de luzes noturnas do OLS para observar as relações entre a intensidade dos pixels de luzes e suas áreas iluminadas com o quantitativo e densidade populacionais, e variáveis socioeconômicas em três níveis para a China: províncias, municípios e cidades. O autor constata que as melhores estimativas de população ocorreram no nível de cidades, mas todos os outros níveis apresentaram estimativas razoáveis. O estudo corrobora o

potencial do uso de imagens de luzes noturnas para estimativas de variáveis demográficas em variados níveis de análise.

Zhuo et al. (2009) observaram um coeficiente de determinação de 0,82 entre a população total e as imagens de luzes noturnas do OLS no nível de municípios para toda a China, para o ano de 1998. Os autores também simularam a distribuição populacional utilizando a densidade de população por km², apresentando os resultados em uma grade regular de 1 km² por célula. Eles ainda fazem recomendações no sentido de que a utilização das imagens de luzes noturnas pode substituir alguns dados de referência na produção de dados de distribuição espacial da população, como, por exemplo, estradas e a localização de áreas residenciais, uma vez que elas estão presentes nas imagens de luzes noturnas do OLS. Cabe ressaltar que a substituição de variáveis relacionadas à presença de ocupação humana é relativa e pode variar para cada região, dependendo de suas características e peculiaridades.

Amaral et al. (2005); Letu et al. (2010) encontraram significativa correlação entre as imagens de luzes, a população e o consumo de energia elétrica na Amazônia e no Japão e China, respectivamente. Por sua vez, Doll e Pachauri (2010) verificaram a capacidade de se utilizar imagens de luzes noturnas para auxiliar o mapeamento e a estimativa de populações rurais que não são abastecidas por energia elétrica em países em desenvolvimento. Apesar de os resultados terem superestimado as populações que não possuem energia elétrica, é uma referência inicial para estimativas de população em países de informação deficitária.

Com o objetivo de estimar a população urbana do ano de 2001 para uma região bastante populosa de parte da Planície Indo-Gangética na região norte da Índia, Chowdhury et al. (2012) utilizaram as imagens de luzes noturnas do sensor OLS de mesma data dos dados de população considerados referência. Os resultados apresentaram-se bastante consistentes, com R² de 0,95, realçando a forte relação entre os dados utilizados.

Como visto, as imagens de luzes noturnas possuem um enorme potencial de aplicação a diversas áreas relacionadas aos estudos de população, como a delimitação de áreas urbanizadas e as estimativas populacionais, apresentando-se como fonte confiável de dados neste sentido.

2.5. Análises multitemporais utilizando imagens de luzes noturnas

As imagens de luzes noturnas têm sido amplamente aplicadas ao monitoramento multitemporal da dinâmica dos assentamentos humanos e das atividades econômicas em escala regional e global (p. ex., TIAN et al., 2011; SMALL; ELVIDGE, 2011, 2013; PANDEY et al., 2013).

Joshi et al. (2011) utilizaram imagens de luzes noturnas do OLS, dos anos de 1992 até 2009, para identificar e analisar mudanças nas áreas urbanas para toda a Índia, dando destaque a algumas das grandes cidades indianas, cujas populações variam de 2,5 a 20 milhões de habitantes. Os autores fazem observações e análises sobre as mudanças identificadas nas imagens temporais e concluem que o monitoramento das áreas urbanas da Índia indica drásticas mudanças em seu desenvolvimento ao longo do tempo, principalmente no tocante ao padrão de ocupação urbana, e as imagens de luzes noturnas fornecem informações temporais importantes para o monitoramento de áreas urbanizadas.

Liu et al. (2012) utilizaram a série temporal de luzes noturnas do OLS de 1992 a 2008 para extrair a dinâmica de expansão urbana na China para esse período. Os autores fazem uma comparação com as áreas urbanas extraídas das imagens de luzes noturnas com as áreas urbanas provenientes dos sensores TM e ETM+ da série Landsat, alcançando um nível de exatidão de 86,27% e índice Kappa de 0,60.

Com o objetivo de realizar análises em escalas mais refinadas, Ma et al. (2012) utilizaram as imagens multitemporais de luzes noturnas do DMSP/OLS para uma análise em nível municipal, obtendo resultados quantitativos da correlação

entre estas imagens de luzes e as mudanças nas variáveis da urbanização (população, Produto Interno Bruto, área construída e consumo de energia elétrica), para o período que compreende de 1994 a 2009 para mais de 200 municípios da China. Os resultados obtidos indicam que a variação da intensidade das luzes presentes nas imagens noturnas do OLS pode estar estatisticamente associada às variáveis demográficas e socioeconômicas da maioria das cidades. Os resultados sugerem ainda que modelos estatísticos quantitativos podem variar conforme os diferentes padrões de desenvolvimento urbano de cada cidade para se obter estimativas mais precisas.

Pandey et al. (2013) fizeram uma análise das dinâmicas de urbanização na Índia para o período de 1998 a 2008 utilizando imagens de luzes noturnas do OLS e imagens do SPOT-*Vegetation*. Os autores realizaram uma validação e analisaram os padrões de crescimento das áreas urbanas extraídas das imagens do OLS. A validação das áreas urbanas foi realizada com os mapas globais de áreas urbanas GRUMP (*Global Rural-Urban Mapping Project*) produzido pelo CIESIN (*Center for International Earth Science Information Network*) e outro produzido a partir de imagens MODIS (SCHNEIDER et al., 2010). Eles concluem que as imagens de luzes do OLS produziram resultados consistentes com os mapas de referência utilizados e fazem recomendações positivas no tocante ao uso desses dados para estudos de padrões de crescimento urbano.

Devido às diferenças nas órbitas dos satélites e em função da degradação dos sensores ao longo do tempo, as imagens podem conter dados do mesmo local, para o mesmo período, com diferenças significativas nos valores dos pixels (Figura 2.5). Alguns trabalhos já realizados com séries temporais do OLS indicam que é possível utilizar as imagens e detectar as mudanças urbanas ao longo do tempo, tanto em relação ao limite da superfície urbana, quanto em relação à intensidade de luz dessas superfícies, ao invés de capturar erros relacionados à intercalibração das imagens de dois ou mais sensores a bordo

de diferentes plataformas (p. ex., JOSHI et al., 2011; ZHANG; SETO, 2011; MA et al., 2012).

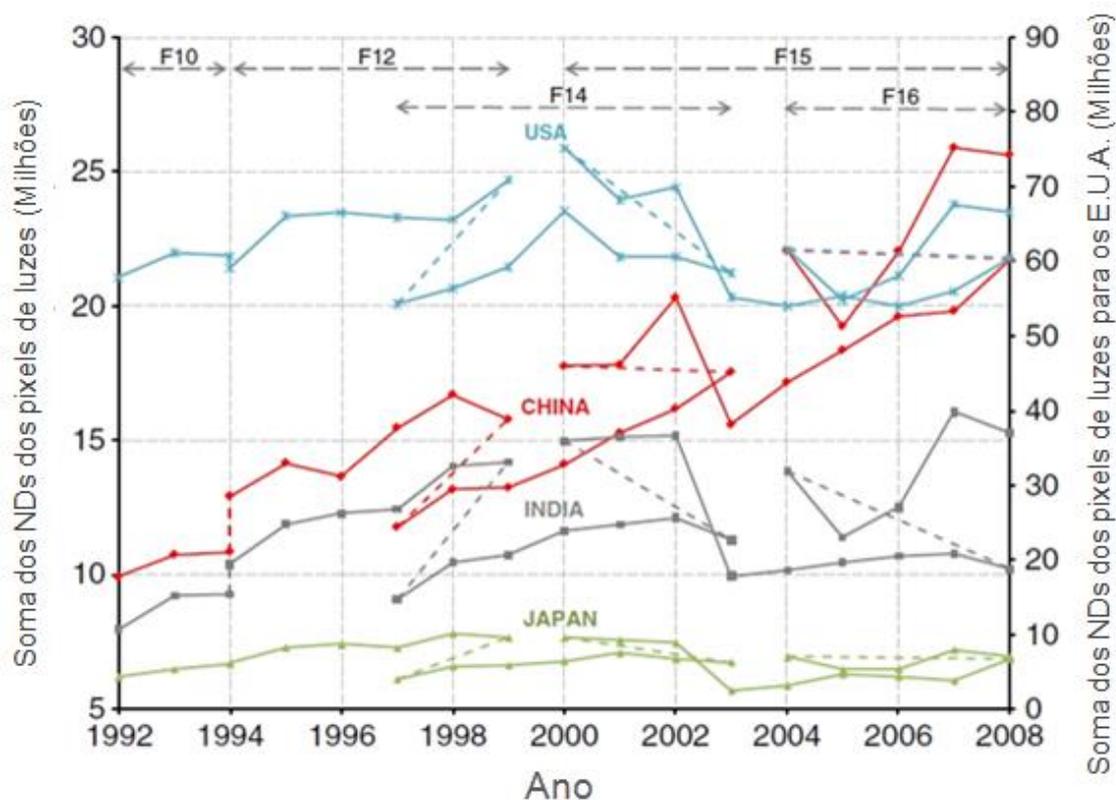


Figura 2.5 - Série temporal de dados de luzes noturnas do sensor OLS para os diferentes satélites (F10, F12, F14, F15 e F16). As linhas tracejadas indicam mudança de satélite.
Fonte: Adaptado de Zhang e Seto (2011).

Contudo, Elvidge et al. (2009) elaboraram um método para corrigir esses possíveis problemas, de modo a permitir a equiparação dessas imagens e que os resultados temporais pudessem ser devidamente analisados. Alguns trabalhos utilizaram este método e corroboram sua eficiência na intercalibração das imagens (p. ex., ELVIDGE et al., 2010; SMALL; ELVIDGE, 2013; HAN et al., 2014; ZHANG et al., 2015). Este método consiste em um procedimento empírico, baseado na observação dos dados e utilização de uma função matemática para intercalibrar os valores dos pixels. Elvidge et al. (2009) extraíram pixels referentes a assentamentos humanos, ou cidades, de várias áreas candidatas para a calibração. Eles observaram que os dados do

satélite/ano F121999 possuíam os valores de Número Digital (ND) mais elevados em relação aos dos outros anos, além da saturação do brilho do pixel nos centros urbanos, e por isso utilizaram o mosaico F121999 como referência para realizar o ajuste das outras imagens.

Ao avaliar as áreas candidatas à intercalibração, os autores concluíram que quanto melhor distribuídos forem os NDs (entre 0 e 63) de uma dada área, mais precisa seria a definição da equação de intercalibração. Dos diagramas de dispersão entre os NDs dos pixels dos mosaicos de cada satélite/ano e os NDs dos pixels do mosaico F121999, os autores buscaram as áreas de menor mudança ao longo do tempo, ou seja, um eixo diagonal bem definido e de espessura mínima. De todas as áreas candidatas, a Sicília, na Itália, foi selecionada por apresentar as características mais favoráveis. Os diagramas de dispersão entre F121999 e os dados OLS da série temporal para a Sicília são apresentados na Figura 2.6. Da análise dessas inter-relações, os autores aplicaram uma função de segundo grau (Equação 2.1) para realizar a intercalibração entre as imagens.

$$DN_{ajustado} = C_0 + C_1DN + C_2DN^2 \quad (2.1)$$

onde $DN_{ajustado}$ é o valor do pixel ajustado, C_0 , C_1 e C_2 são os coeficientes e DN é o valor original do pixel.

A avaliação do resultado da intercalibração é feita a partir da observação da soma dos NDs dos pixels de luzes de todas as imagens em um gráfico. A convergência de valores de diferentes satélites para um mesmo ano é sinal de que a intercalibração foi realizada com sucesso.

Séries temporais de imagens de satélite tornam-se importantes ferramentas nos estudos que levam em consideração os fatores espaço e tempo. As análises multitemporais com imagens de luzes noturnas, todavia, devem ser realizadas com cautela, uma vez que o sensor OLS não possui uma calibração

que homogeneíze as imagens captadas pelos sensores a bordo de diferentes plataformas orbitais.

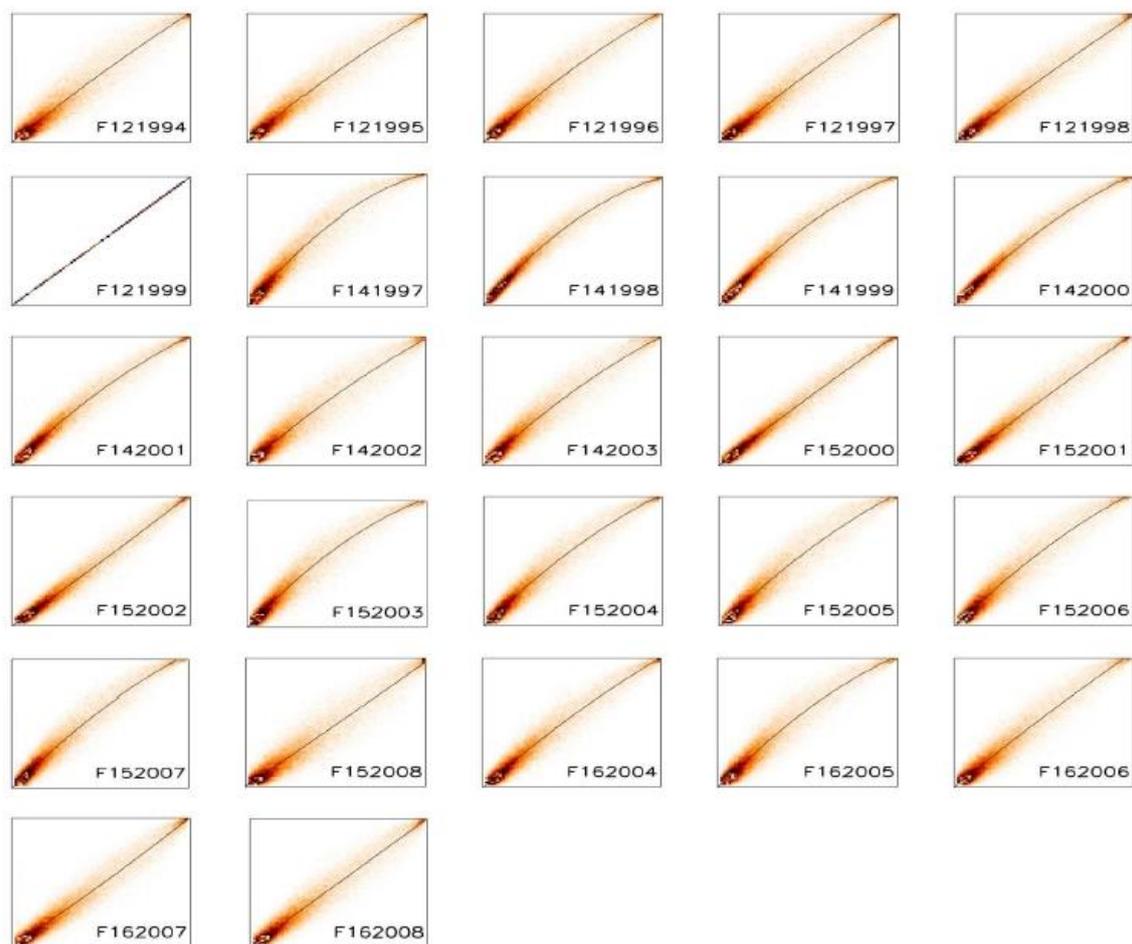


Figura 2.6 - Diagramas de dispersão entre as imagens de cada ano e a imagem F121999 (eixo vertical) para a área de referência (Sicília, Itália).
Fonte: Elvidge et al. (2009).

3 USO E AVALIAÇÃO DE IMAGENS DE LUZES NOTURNAS PARA ESTIMATIVAS DE POPULAÇÃO NA AMAZÔNIA BRASILEIRA E NA RMSP: UMA CONTRIBUIÇÃO METODOLÓGICA

3.1. Proposta Metodológica

Inicialmente, os dados utilizados neste trabalho foram adquiridos de suas respectivas fontes e organizados em um banco de dados de um Sistema de Informações Geográficas, como apresentado na Figura 3.1. Em seguida, as imagens de luzes noturnas da série histórica do OLS foram intercalibradas para que as análises posteriores pudessem ser realizadas. A imagem mosaico de luzes noturnas do VIIRS passou por um procedimento de refinamento, isto é, remoção dos ruídos e luzes associadas a eventos efêmeros. A partir dos mosaicos de luzes noturnas do OLS e VIIRS, intercalibrados e refinados, respectivamente, seguiu-se com a exploração dos dados de luzes noturnas para estimativa populacional em escala regional, no Distrito Florestal Sustentável da BR163, e na escala local, estudando a Região Metropolitana de São Paulo, com uso de técnicas de análise de regressão.

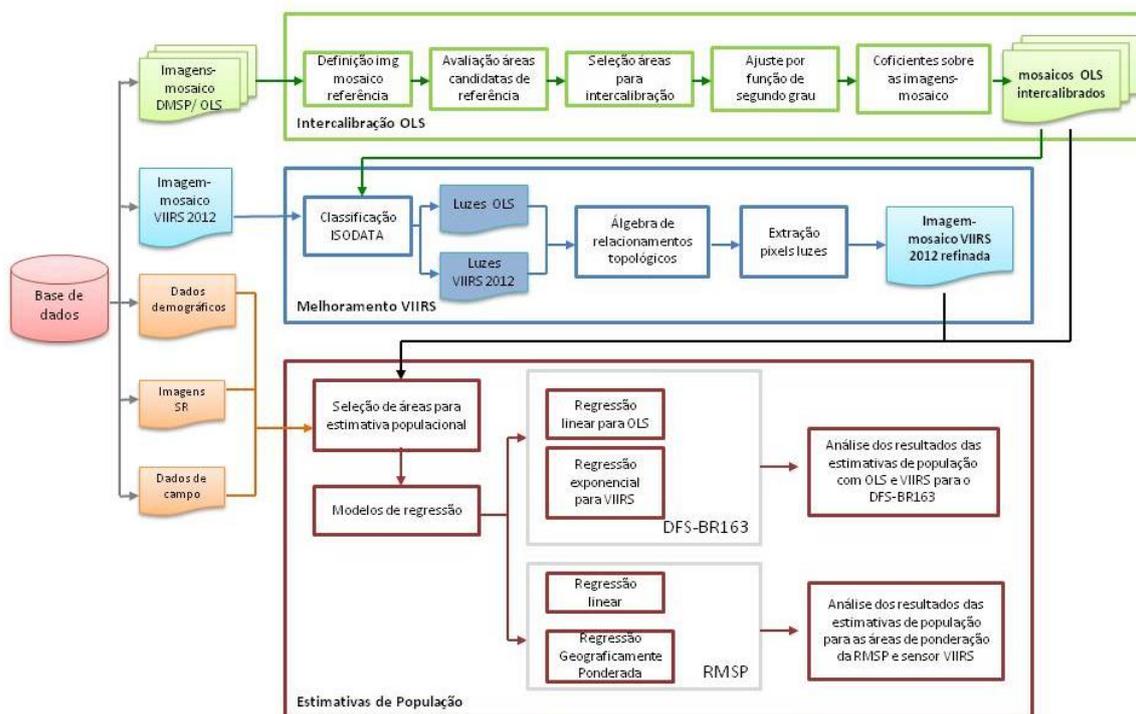


Figura 3.1 - Diagrama do procedimento metodológico geral proposto.

3.2. Áreas de estudo

A primeira área de estudo compreende o Distrito Florestal Sustentável da BR163 (DFS-BR163), localizado a oeste do estado do Pará (Figura 3.2). Este foi o primeiro DFS criado no Brasil, em fevereiro de 2006, e possui aproximadamente 190.000 km², composto pelos municípios de Altamira, Aveiro, Belterra, Itaituba, Jacareacanga, Juruti, Novo Progresso, Óbidos, Placas, Prainha, Rurópolis, Santarém e Trairão. Destes, somente Belterra, Rurópolis e Trairão estão inteiramente contidos na área do DFS-BR163.

O DFS pode ser definido conceitualmente como um complexo social e geoeconômico cujo objetivo é implantar políticas públicas que exortem o desenvolvimento integrado a atividades de exploração florestal sustentável. Foi idealizado para que fossem desenvolvidas e implementadas no DFS políticas e ações relacionadas a diversas esferas do governo, fomentando a atividade

sustentável na região, incluindo política de desenvolvimento industrial, fundiária, de infraestrutura, de educação, entre outros (MMA, 2006).

A escolha do DFS-BR163 se deve inicialmente pelo fato de representar grande parte da heterogeneidade presente na Amazônia Brasileira, principalmente com relação ao uso da terra e aos padrões e dinâmica de ocupação (ESCADA et al., 2009; AMARAL et al., 2009; 2012a; GAVLAK, 2011). Além disso, o grupo do INPE (Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais), *INPE-Estudos Amazônicos*² (AMARAL et al., 2013), tem acompanhado a evolução desta área possibilitando o acúmulo de informação a partir de expedições de campo e estudos sistemáticos desde 2008.

Para se avaliar a resposta das imagens VIIRS em regiões de diferentes características urbanas em diferentes escalas, escolheu-se estudar também a Região Metropolitana de São Paulo (RMSP). Se o DFS-BR163 representa de forma significativa a heterogeneidade da dinâmica presente no espaço amazônico, a RMSP é exemplo de uma dinâmica metropolitana cuja urbanização e formação se acentuou no século passado (MEYER et al., 2004; ALVES et al., 2010), abrigando aproximadamente 20 milhões de pessoas em 2010 (IBGE, 2010a).

² Esse grupo desde 2005 tem empreendido trabalhos de campo, com o suporte financeiro dos Projetos: GEOMA (Rede Temática em Modelagem Ambiental na Amazônia), PIME (Projeto Integrado MCT-EMBRAPA), Cenários (Cenários para a Amazônia: Uso da terra, Biodiversidade e Clima), LUA-Fapesp (*Land use change in Amazonia: institutional analysis and modeling at multiple temporal and spatial scales*) e UrbisAmazônia (Projeto UrbisAmazônia: Qual a Natureza do Urbano na Amazônia Contemporânea?). O primeiro levantamento de campo no DFS-BR163, foi realizado em 2008 (ESCADA et al., 2009).

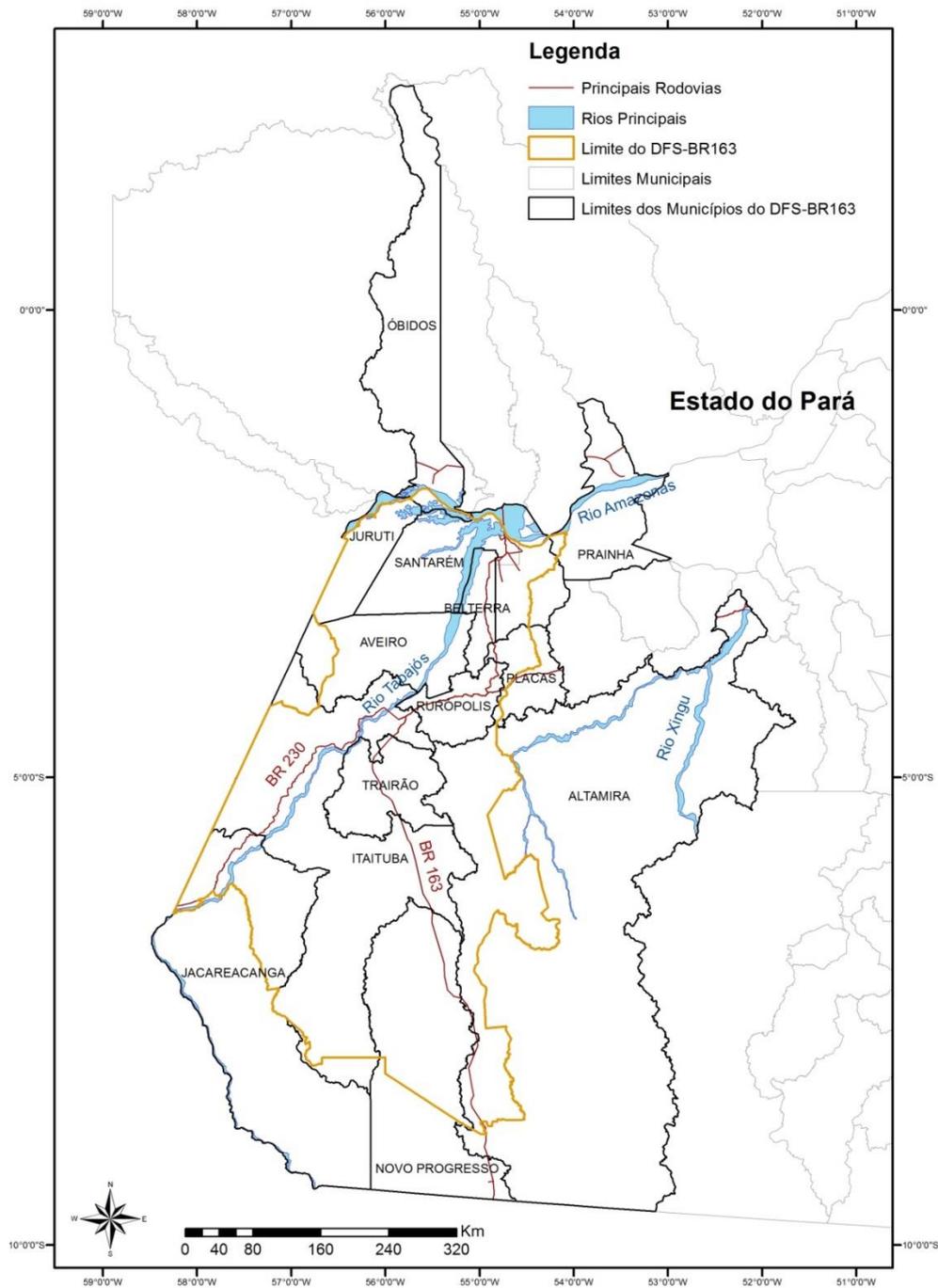


Figura 3.2 - Localização do DFS-BR163.

Assim, a segunda área de estudo corresponde à RMSP, que foi instituída pela Lei Complementar Federal n. 14 de 1973 e disciplinada pela Lei Complementar Estadual n. 94 de 1974, com área de aproximadamente 6.200 km² (Figura 3.3). Dos 645 municípios do estado de São Paulo, 39 compõem a RMSP: Arujá,

Barueri, Biritiba-Mirim, Caieiras, Cajamar, Carapicuíba, Cotia, Diadema, Embu, Embu-Guaçu, Ferraz de Vasconcelos, Francisco Morato, Franco da Rocha, Guararema, Guarulhos, Itapeçerica da Serra, Itapevi, Itaquaquecetuba, Jandira, Juquitiba, Mairiporã, Mauá, Mogi das Cruzes, Osasco, Pirapora do Bom Jesus, Poá, Ribeirão Pires, Rio Grande da Serra, Salesópolis, Santa Isabel, Santana de Parnaíba, Santo André, São Bernardo do Campo, São Caetano do Sul, São Lourenço da Serra, São Paulo, Suzano, Taboão da Serra e Vargem Grande Paulista.

Entre os anos de 2000 e 2010 a população total residente na RMSP cresceu 11,8%, cerca de 2 milhões habitantes, sendo que 98,8% da população é considerada urbana. O município que possui a maior densidade demográfica é Diadema, com 12.519 habitantes por km², e Salesópolis, com 39 habitantes por km², apresenta a menor densidade demográfica. São Paulo é o município mais populoso, com mais de 11 milhões de habitantes, e São Lourenço da Serra é o menos populoso, com 13.973 habitantes (IBGE, 2010a).

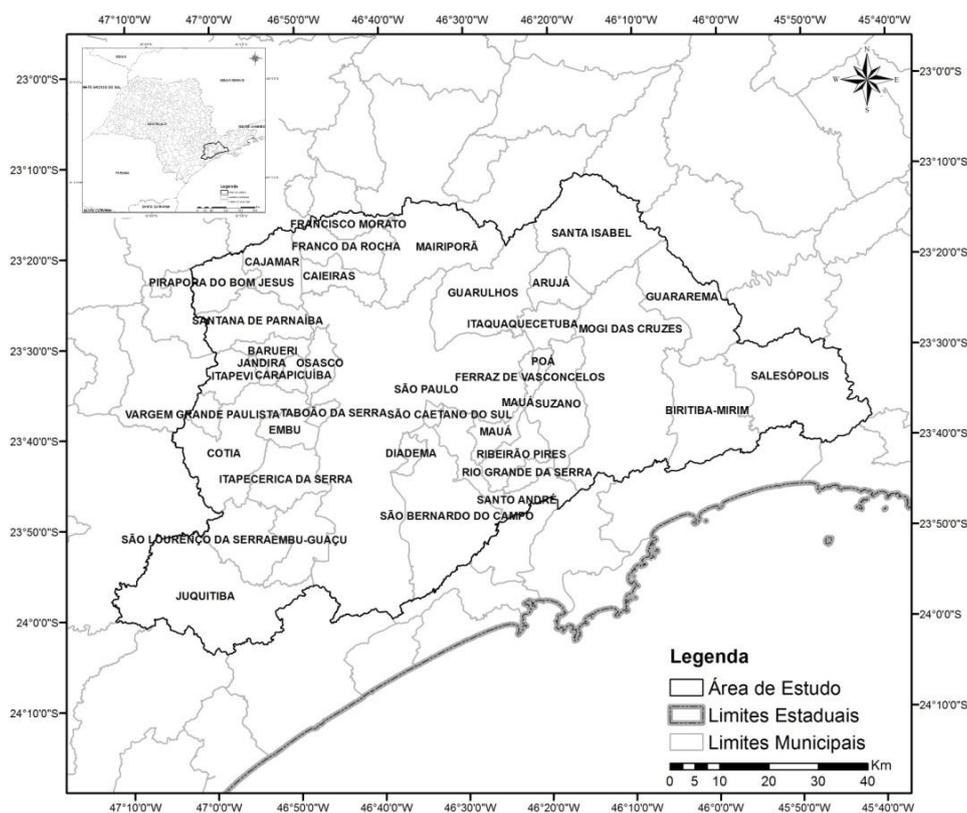


Figura 3.3 - Localização e municípios da Região Metropolitana de São Paulo.

3.3. Material

Os dados utilizados neste trabalho foram selecionados de modo a compreender o período de 1999 a 2012 e estão sumariados na Tabela 3.1, em que se apresentam as respectivas disponibilidades temporais.

Tabela 3.1 - Referência temporal dos dados utilizados neste trabalho.

Origem	Dados	1999	2000	2001 a 2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
S. R.	Luzes Noturnas	OLS	OLS	OLS	OLS	OLS	OLS	OLS	OLS	OLS e VIIRS	
	Censo Populacional										
Demográficos	Contagem da População										
	Setores Censitários										
	Localidades IBGE*										
Secundários	Mapeamento sedes municipais e localidades -limites**										
	Pontos de Queimadas***										
	Pontos de Campo										

* Localidades obtidas do censo de 2010 do IBGE (2010a).

** Limites obtidos de Dal'Asta et al. (2012).

*** Pontos obtidos de INPE (2012).

Os pontos de localidades disponibilizados pelo IBGE (IBGE, 2010a) são arquivos vetoriais do tipo ponto que representam as coordenadas geográficas de ocupações humanas e possuem informações de nome da localidade, categoria e subordinação político-administrativa (IBGE, 2010a).

Os pontos de campo identificam cidades, vilas, localidades e indicativos de atividades humanas na região, como centros comunitários, madeireiras, olarias, entre outros, e compreendem localização por GPS (*Global Positioning System*), identificação e descrição de atividade associada. Foram utilizados os pontos referentes aos campos de 2008 a 2013 (ESCADA et al., 2009; PINHO et al. 2010; DAL'ASTA et al., 2011; AMARAL et al., 2012a; ESCADA et al., 2013; DAL'ASTA et al., 2014). Os pontos provenientes do campo de 2013 foram utilizados, pois a classificação VIIRS de 2012 foi levada a campo naquele ano para avaliar as detecções do sensor apresentadas na imagem.

Os dados de foco de queimadas são provenientes do Monitoramento de Queimadas e Incêndios Florestais por Satélite em Tempo Quase-Real, desenvolvido pelo INPE. Os dados são atualizados a cada três horas, diariamente, sendo disponibilizados pelo acesso direto à internet a partir de seleção de local e período de interesse (INPE, 2012). As datas utilizadas foram as mesmas das imagens que compuseram a imagem mosaico VIIRS.

3.4. Métodos

A metodologia deste trabalho foi desenvolvida para atender aos objetivos específicos propostos, conforme apresentada nos tópicos a seguir.

3.4.1. Intercalibração das imagens multitemporais de luzes noturnas do sensor OLS

As imagens-mosaico de luzes noturnas provenientes do OLS são formadas, como já exposto, de uma série de imagens coletadas em determinados períodos do ano por satélites do programa DMSP, que contêm a bordo de sua plataforma o sensor OLS. Entre 2000 e 2012, quatro satélites deste programa realizaram o imageamento noturno da Terra: o satélite F14 (de 1997 a 2003); o F15 (de 2000 a 2007); o F16 (de 2004 a 2009); e o F18 (de 2010 a 2012).

Essas imagens precisam ser intercalibradas para que as análises temporais sejam realizadas com maior confiabilidade. Para intercalibrar todas as imagens-mosaico do OLS utilizadas neste trabalho, aplicou-se a mesma função e coeficientes obtidos por Elvidge et al. (2009), apresentados na Tabela 3.2, a cada imagem da série temporal utilizada deste trabalho para se obter as imagens intercalibradas.

Tabela 3.2 - Coeficientes obtidos a partir da aplicação da função de intercalibração.

Satélite	Ano	C0	C1	C2	R ²
F14	2000	0.1061	1.3877	-0.0059	0.972
F14	2001	-0.2595	1.3467	-0.0053	0.963
F14	2002	0.4486	1.1983	-0.0035	0.927
F14	2003	-0.2768	1.2838	-0.0044	0.938
F15	2000	0.1029	1.0845	-0.0010	0.970
F15	2001	-0.4365	1.0850	-0.0009	0.959
F15	2002	-0.2173	0.9715	0.0008	0.966
F15	2003	-0.2244	1.5238	-0.0079	0.936
F15	2004	-0.3657	1.3772	-0.0056	0.948
F15	2005	-0.6201	1.3504	-0.0049	0.934
F15	2006	-0.6005	1.3551	-0.0049	0.939
F15	2007	-0.1615	1.3960	-0.0054	0.947
F16	2004	-0.4436	1.2081	-0.0030	0.950
F16	2005	-0.2375	1.4249	-0.0063	0.937
F16	2006	0.0287	1.1338	-0.0013	0.938
F16	2007	0.3210	0.9216	0.0013	0.949
F16	2008	-0.1203	1.0155	-0.0001	0.946

Fonte: Adaptado de Elvidge et al. (2009).

Considerando-se que a aplicação dos coeficientes gerados por Elvidge et al. (2009) não gerou resultados satisfatórios, optou-se por adaptar o método, utilizando a própria região de estudo para gerar os coeficientes e realizar a intercalibração das imagens noturnas do OLS.

O primeiro passo do processo de intercalibração é extrair os pixels de luzes provenientes de áreas candidatas. Para selecionar as áreas candidatas da região de estudo, definiu-se inicialmente que todos os setores censitários considerados urbanos pelo IBGE seriam áreas candidatas. Desta forma, foram selecionados todos os setores censitários urbanos dos 13 municípios do DFS-BR163 e gerou-se uma área de influência (*buffer*) retangular de 10 km sobre eles (Figura 3.4), para garantir que todos os pixels de luzes que representassem essas áreas fossem incluídos no processo. Em seguida, esses polígonos foram sobrepostos às imagens de luzes do OLS e os pixels neles contidos foram extraídos das mesmas, de forma que somente estes pixels fossem considerados no processo.

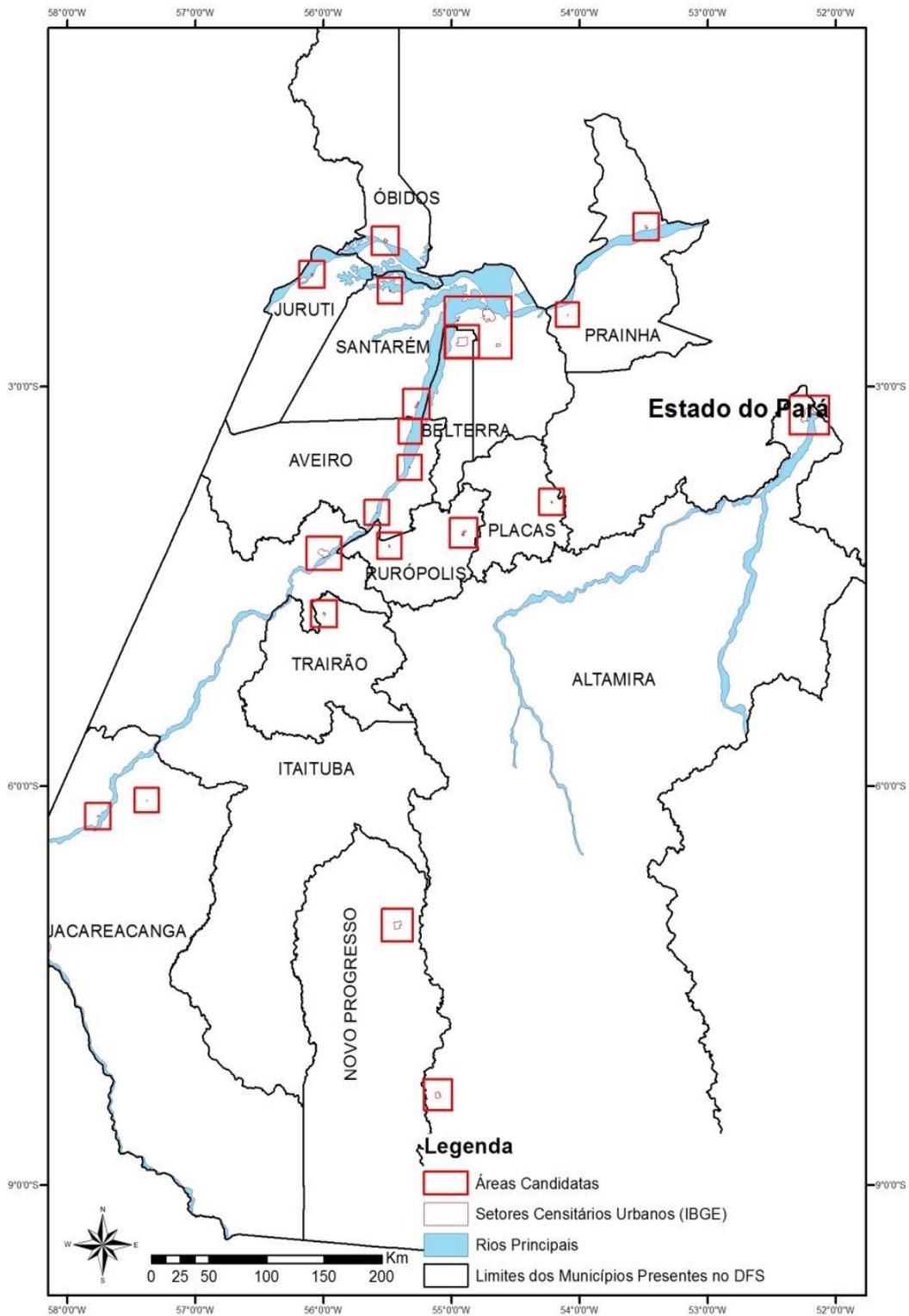


Figura 3.4 - Áreas candidatas ao processo de intercalibração.

A mesma imagem, F121999, foi utilizada como referência para realizar a intercalibração. Observando-se os diagramas de dispersão entre cada imagem e a imagem referência, para cada área candidata, a sede municipal de Santarém foi a que apresentou as melhores características utilizadas no método como avaliação (Figura 3.5): melhor distribuição dos NDs, eixo diagonal bem definido na maioria dos diagramas de dispersão, e a menor espessura do eixo também na maioria dos diagramas.

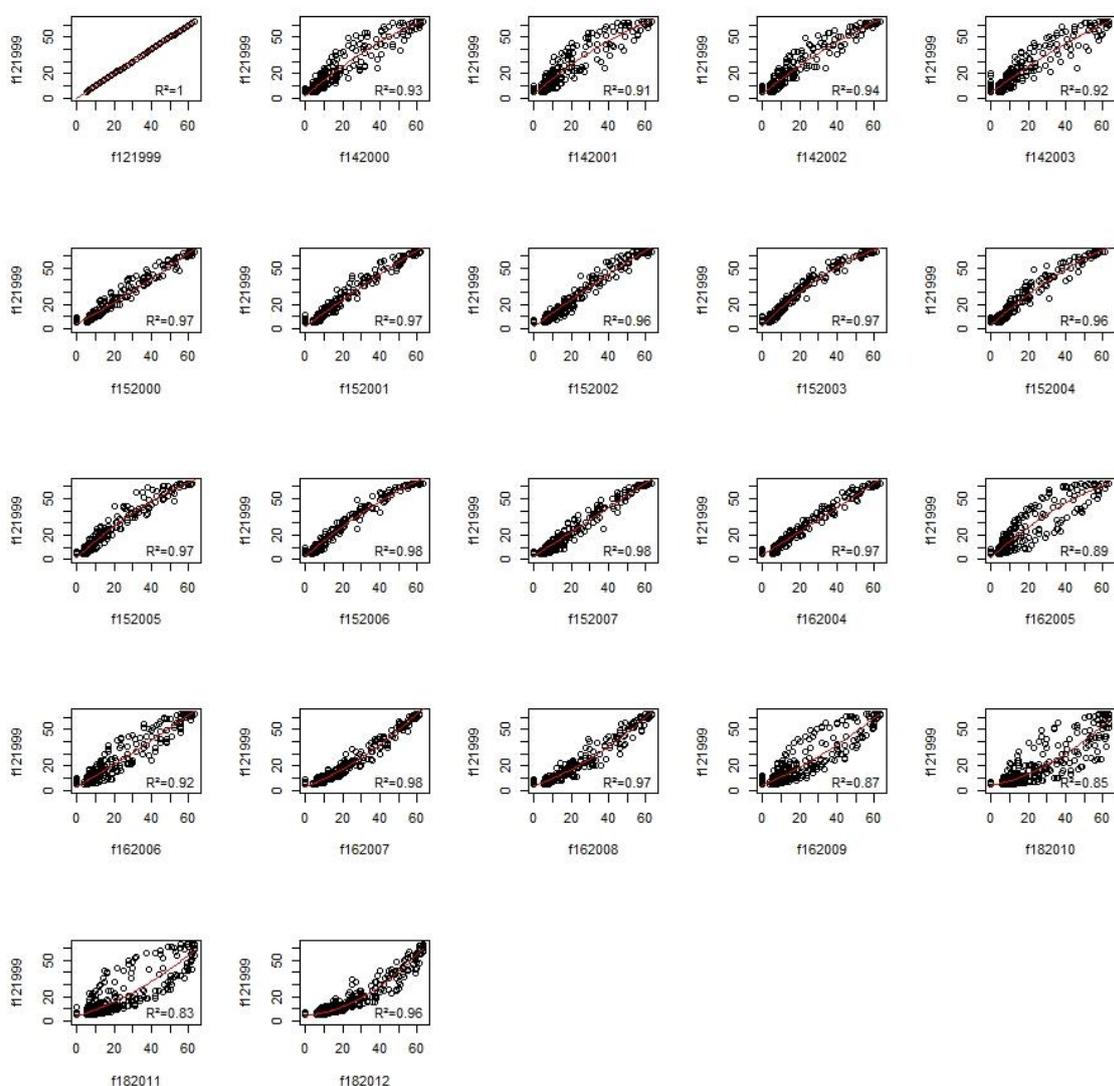


Figura 3.5 - Diagramas de dispersão dos NDs das imagens OLS entre as imagens de cada ano e a imagem F121999 para a região de Santarém, Pará.

A Equação 2.1 foi então aplicada para se obter os coeficientes da função para cada imagem (Tabela 3.3). Obtidos os coeficientes, as funções foram efetivamente aplicadas às imagens do OLS da série de 2000 a 2012, e o resultado pôde ser avaliado também na forma de gráfico.

Tabela 3.3 - Coeficientes obtidos a partir da aplicação da função de intercalibração para Santarém.

Satélite	Ano	C0	C1	C2	R2
F12	1999	0	1	0	1
F14	2000	1.658366	1.348548	-0.0059	0.9287
F14	2001	3.107524	1.326006	-0.00572	0.9125
F14	2002	3.565099	1.233712	-0.00419	0.9425
F14	2003	4.310146	1.153306	-0.0036	0.9221
F15	2000	4.17018	0.829024	0.002334	0.9693
F15	2001	1.876973	1.124205	-0.00137	0.9670
F15	2002	1.107903	1.049202	0.000552	0.9624
F15	2003	2.602325	1.52829	-0.00816	0.9734
F15	2004	3.21205	1.357006	-0.00545	0.9625
F15	2005	1.899956	1.390681	-0.00606	0.9658
F15	2006	3.089836	1.285255	-0.00433	0.9750
F15	2007	2.855067	0.97501	0.000464	0.9750
F16	2004	4.03772	0.923366	0.000982	0.9717
F16	2005	1.883558	1.361771	-0.00628	0.8847
F16	2006	3.023001	0.87805	0.00179	0.9237
F16	2007	2.896706	0.582837	0.007006	0.9803
F16	2008	3.68441	0.534604	0.006815	0.9672
F16	2009	4.283181	0.643891	0.004605	0.8712
F18	2010	4.008953	0.295187	0.00879	0.8447
F18	2011	4.25161	0.453581	0.006352	0.8291
F18	2012	4.432424	0.140418	0.01166	0.9602

As imagens resultantes deste processo de intercalibração foram utilizadas para a realização das etapas posteriores deste trabalho.

3.4.2. Melhoramento do mosaico de luzes noturnas do VIIRS

Como exposto anteriormente, o produto mosaico de imagens de luzes noturnas de 2012 do sensor VIIRS foi o primeiro mosaico global de imagens de luzes

noturnas livres de nuvens produzido para este sensor. No entanto, para este produto não foram realizados procedimentos para remover detecções associadas a eventos efêmeros, como incêndios florestais, vulcões ou auroras, tampouco foram removidos os ruídos inerentes ao sistema sensor (*background noise*). A Figura 3.6 apresenta dois exemplos destes problemas identificados na área do DFS-BR163.



Figura 3.6 - Exemplo dos problemas observados no mosaico VIIRS 2012 (a1, b1 e c1), e imagens diurnas identificando (a2, b2, c2) das respectivas coberturas acessadas do Google Earth.

Na Figura 3.6, no exemplo a1, pode-se observar que os pixels iluminados nas imagens VIIRS não apresentam nenhum tipo de ocupação ou atividade humana, como observado em a2. Estas luzes podem estar associadas aos ruídos inerentes ao sistema sensor ou a algum tipo de evento efêmero, como incêndio florestal, por exemplo. No caso da área b1, os pixels iluminados referem-se à sede municipal de Novo Progresso (b2). E no caso de c1, os pixels iluminados podem ser provenientes de ruídos inerentes ao sistema sensor ou provenientes do reflexo da luz da lua nas águas do Rio Jamanxim (c2).

Amaral et al. (2015) realizaram uma avaliação das luzes identificadas no mosaico VIIRS de 2012 em campo realizado de 06 a 18 de outubro de 2014, ao

longo da BR-230 (Rodovia Transamazônica) e vicinais, e em um trecho da PA-415, entre Altamira e Vitória do Xingu. Os autores constataram que as imagens mosaico de luzes do VIIRS estão relacionadas não só às ocupações humanas, mas também às atividades econômicas, como serrarias e olarias observadas em campo. O trabalho de Amaral et al. (2015) corrobora a necessidade de se realizar um procedimento de melhoramento deste mosaico, conforme as necessidades apontadas nesta dissertação.

Para as análises realizadas neste trabalho, é importante que as imagens de luzes não expressem eventos efêmeros e ruídos, mas apenas alvos que estejam diretamente relacionados à ocupação e atividades humanas – os termos “ocupação humana” e “atividades humanas” utilizados neste trabalho referem-se às Unidades Espaciais de Ocupação Humana (UEOH), descritas por Dal’Asta et al. (2012), que são resultados do processo de urbanização (LEFEBVRE, 1999), inseridos no conceito de *urbanização extensiva* (MONTE-MÓR, 1994). O primeiro termo se refere às sedes municipais, vilas, povoados e comunidades, e o segundo se refere às serrarias, madeireiras, mineradoras, entre outros.

Para remover estes pixels, associados a eventos efêmeros, propôs-se uma metodologia baseada em Li et al. (2013). Para esta etapa, considerou-se a área de todos os municípios do DFS-BR163. Inicialmente, as imagens de luzes do VIIRS de 2012 e do OLS, de 2000 a 2012, foram classificadas utilizando o algoritmo não-supervisionado de agrupamento ISODATA (*Iterative Self-Organizing Data Analysis Technique*). Este classificador utiliza a distância euclidiana como uma medida de similaridade para agrupar os elementos em diferentes classes (BALL; HALL, 1965), considerando o padrão espectral dos pixels (DHODHI et al., 1999). O algoritmo em si é baseado no algoritmo K-médias (MACQUEEN, 1967), com parâmetros adicionais que gerenciam a separação ou junção das classes de agrupamento (DHODHI et al., 1999).

Alguns parâmetros utilizados na classificação do mosaico VIIRS 2012 foram definidos por observações realizadas no próprio dado, enquanto que outros parâmetros foram definidos empiricamente, considerando a classificação com os melhores resultados para executar as etapas posteriores deste trabalho. Entende-se como a melhor classificação a que melhor detectou as variações dos NDs da imagem, buscando representar as conhecidas comunidades visitadas em trabalho de campo. Neste caso, as configurações foram as seguintes: máximo de três iterações; máximo de 15 classes; limiar de 50% para mudanças de classe; mínimo de 1 pixel em cada classe; e distância de 0,3 na média de cada classe.

O valor da distância foi definido observando que os pontos de GPS identificando as localidades em campo corresponderam a pixels cujos NDs variavam ao redor de 0,3. O restante dos parâmetros (iterações, quantidade de classes e o limiar para mudanças de classes) foram definidos empiricamente, por tentativa e erro, sempre analisando os resultados para definir o melhor conjunto de parâmetros. Após a classificação não-supervisionada, as classes foram agrupadas com o objetivo de manter somente duas classes, luzes e não-luzes (*background*).

Os mosaicos de luzes noturnas do OLS foram também utilizados como referência para melhoria do mosaico VIIRS e, portanto, foram da mesma forma classificados quanto à presença ou não de luzes. Porém, como os mosaicos OLS são compostos pelas áreas livres de nuvens das imagens originais, pode haver regiões que não foram registradas pelo sensor por conta da frequente cobertura de nuvens nas datas de imageamento. Para evitar este tipo de omissão ao utilizar um mosaico de um único ano (2012), optou-se por classificar todos os mosaicos do período de 2000 a 2012, garantindo o maior número de observações livres de nuvens. Os parâmetros utilizados nas classificações ISODATA foram: máximo de três iterações; máximo de 15 classes; limiar de 50% para mudanças de classe; mínimo de 1 pixel em cada classe; e distância de 1 na média de cada classe. Ao final, as classes foram

agrupadas com o objetivo de manter somente duas classes, luzes e não-luzes (*background*). As classificações anuais foram então integradas para produzir uma classificação que represente todas as observações livres de nuvens de 2000 a 2012.

Para finalmente identificar quais áreas iluminadas na imagem-mosaico de luzes noturnas proveniente do VIIRS seriam de fato áreas associadas a atividades humanas, aplicou-se álgebra de relacionamentos topológicos entre as imagens e os dados de referência. A regra topológica de intersecção comparou a classificação do mosaico VIIRS com os dados considerados referências: a classificação das imagens do OLS, os Pontos de Localidades do IBGE (IBGE, 2010a), os pontos de campo e os setores censitários urbanos do Censo 2010. Adicionalmente, foi verificada a sobreposição com os dados de monitoramento de queimadas realizado pelo INPE (INPE, 2012), para eliminar eventuais manchas identificadas na classificação que estivessem associadas à intensa atividade de queimadas.

Durante este processo, alguns pontos de localidades IBGE (IBGE, 2010a) apresentaram-se deslocados em relação às suas respectivas manchas de luzes e, em alguns casos, uma localidade era representada por mais de uma mancha. Como para cada localidade tem-se apenas um ponto (par de coordenadas geográficas) de referência, considerou-se uma área circular com raio de 2 km ao redor de cada ponto com o objetivo de garantir a identificação de todas as manchas de luz associadas a esses pontos. O mesmo raio foi considerado para os pontos de campo utilizados, garantindo que todas as manchas fossem mantidas.

Em relação aos focos de queimada disponibilizados pelo INPE (INPE, 2012), que são detectados em resolução espacial variando de 1 km a 4 km, optou-se também por padronizar suas áreas, definidas pelo raio de 2 km a partir das coordenadas geográficas dos focos, para posterior comparação com os polígonos de luzes noturnas.

Ao final de todo o processo, ainda permaneceram alguns pixels espúrios (ruídos), que foram eliminados pela observação da distribuição dos valores dos NDs dos pixels contidos nas manchas selecionadas. Constatou-se que a distribuição apresentou um *gap*, ou vazio de informação, entre os valores 150 e 200. Desta forma, definiu-se que os pixels cujos NDs fossem iguais ou maiores do que 200 seriam eliminados.

Após a comparação com os dados de referência, a classificação foi convertida para o formato vetorial, mantendo-se somente a classe de luzes. Desta forma, os polígonos referentes a essa classe foram utilizados como uma máscara para extrair da imagem-mosaico VIIRS somente os pixels contidos pelos polígonos. Todo o restante da imagem-mosaico foi considerado sem informação para não influenciar nas etapas seguintes.

3.4.3. Estimativas de população no DFS-BR163 a partir de imagens de luzes noturnas

Historicamente, estudos científicos que fazem uso das imagens de luzes noturnas do OLS relacionaram as áreas iluminadas nas imagens com algumas variáveis socioeconômicas, sendo em muitas vezes as informações de luzes consideradas “*proxies*” de desenvolvimento, atividade econômica e população (SUTTON et al., 2001; LETU et al., 2010). A inferência de consumo de energia e de quantitativo populacional através das informações de luzes noturnas tem sido feita por técnicas estatísticas de regressão (AMARAL et al., 2005; ZHANG; SETO, 2011; HE et al., 2012; MA et al., 2012). Neste trabalho, buscou-se explorar as relações entre a informação de luzes noturnas e o quantitativo populacional na região do DFS-BR163, utilizando-se modelos de regressão.

Foram utilizadas as imagens-mosaico de luzes noturnas intercalibradas para os anos de 2000, 2007 e 2010 do sensor OLS e do ano de 2012 do sensor VIIRS, e dados de quantitativos populacionais provenientes dos censos (2000 e 2010) e da contagem (2007) realizados pelo IBGE. Todos os setores censitários

presentes nos 13 municípios do DFS-BR163 foram considerados para a análise.

As variáveis utilizadas nesta etapa foram o quantitativo populacional de cada mancha de luz, representado por seus respectivos setores censitários, para os anos de 2000, 2007 e 2010, disponibilizados nos censos de 2000 e 2010 e na contagem de 2007, e a soma total dos NDs dos pixels das manchas de luzes, para as imagens de ambos os sensores.

A seleção das manchas de luzes e dos respectivos setores censitários que as representam foi feita por interpretação visual. Cada área iluminada nas imagens-mosaico de 2000, 2007 e 2010 do OLS foi devidamente avaliada para garantir que somente as que apresentassem indícios de ocupação humana fossem consideradas. O mesmo procedimento foi adotado para a imagem-mosaico de 2012 do VIIRS, após o processo de melhoria descrito na Seção 3.4.2.

A avaliação das manchas de ocupação humana se deu por meio das imagens de satélite diurnas disponíveis no *software* Google Earth, considerando as imagens de datas mais próximas às datas dos mosaicos avaliados e utilizando os pontos de campo obtidos entre 2008 e 2013. A Figura 3.7 apresenta exemplos das manchas selecionadas nos sensores OLS e VIIRS.

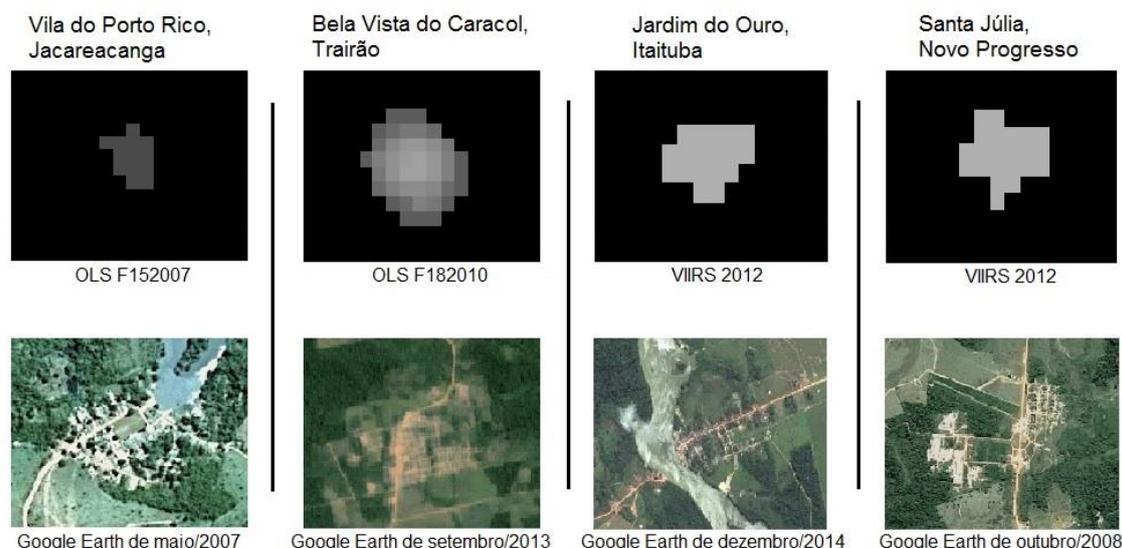


Figura 3.7 - Exemplo das manchas de luzes noturnas selecionadas nas imagens OLS e VIIRS e suas respectivas feições em imagens diurnas de alta resolução espacial.

Ao final do processo de seleção, os setores censitários contíguos e associados a uma única mancha de luzes foram unificados e seus quantitativos de população foram somados, de modo a computar o valor total de população para cada mancha de luz.

Como trabalhos anteriores observaram relações lineares entre variáveis socioeconômicas e luzes noturnas (ELVIDGE et al., 2001; AMARAL et al., 2005; DOLL et al., 2006), realizou-se inicialmente a análise exploratória dos dados e utilizou-se do método de regressão linear simples. Nestas, os dados de população foram considerados variáveis respostas. Como variáveis explicativas, foram utilizadas as somas totais dos NDs dos pixels de cada mancha de luz. O *software* R (R CORE TEAM, 2014) foi utilizado para gerar todas as regressões realizadas neste trabalho.

Considerando os períodos e as variáveis utilizadas, foram realizadas as seguintes análises de regressão:

- População 2000 *versus* Soma de NDs da classe de luzes OLS 2000;
- População 2007 *versus* Soma de NDs da classe de luzes OLS 2007;

- População 2010 *versus* Soma de NDs da classe de luzes OLS 2010;
- População 2010 *versus* Soma de NDs da classe de luzes VIIRS 2012.

Como as estimativas anuais de população do IBGE são realizadas e divulgadas por município e não são desagregadas por setores censitários, não havia dados populacionais nem de censo, nem de estimativa por setor censitário para o ano de 2012. Por isso, exploraram-se os dados de luzes das imagens do VIIRS de 2012 com dados populacionais de 2010 para comparar o desempenho das imagens dos sensores OLS e VIIRS.

Por conta da limitação do orçamento do IBGE, a contagem da população em 2007 atingiu somente os municípios cuja população era de até 170 mil habitantes. No caso do Pará, quatro municípios ficaram de fora da contagem: Ananindeua, Belém, Marabá e Santarém (IBGE, 2007). Desta forma, os dados divulgados para estes municípios foram estimativas populacionais municipais, não havendo a desagregação por setor censitário.

Como Santarém não foi beneficiado com a contagem populacional de 2007 e para mantê-lo no conjunto de amostras para a estimativa populacional do mesmo ano, foi calculada a taxa média de crescimento anual da população municipal utilizando o método geométrico de crescimento, considerando os censos demográficos de 2000 e 2010 como referência para o cálculo. Para calcular a taxa média geométrica de crescimento anual da população, aplicou-se a Equação 3.1 (RIPSA, 2008).

$$r = \left[\left(\sqrt[n]{\frac{P_t}{P_0}} \right) - 1 \right] * 100 \quad (3.1)$$

onde r é a taxa média geométrica de crescimento anual, P_t é a população no final do período considerado, P_0 é a população no começo do período considerado e n é igual ao número de anos do período.

Neste caso, P_t e P_0 foram substituídos pelos totais de população do município de Santarém para os anos de 2010 e 2000, respectivamente, e n correspondeu ao valor 10, considerando-se o período de 10 anos. A taxa média geométrica de crescimento anual obtida foi de 1,127% e a mesma foi aplicada anualmente à população de cada setor censitário de Santarém até o ano de 2007, obtendo, assim, a população nos setores censitários deste município para o referido ano.

Após o estudo da distribuição das variáveis, verificou-se a necessidade de transformar as variáveis utilizando o logaritmo natural. O modelo de regressão linear simples utilizado para descrever a relação entre as variáveis é apresentado na Equação 3.2.

$$TP_i = \beta_0 + \beta_1 SPL_i + \varepsilon_i \quad (3.2)$$

onde TP_i é o total da população da i -ésima mancha de luz, β_0 é o coeficiente linear, β_1 é o coeficiente angular, SPL_i é a soma dos NDs dos pixels da i -ésima mancha de luz e ε_i é o erro.

Ao observar o diagrama de dispersão entre os dados do sensor VIIRS e os dados de população, optou-se por aplicar uma função exponencial (Equação 3.3) para realizar a regressão. A relação exponencial foi escolhida, pois o gráfico de dispersão apresentou uma leve tendência exponencial.

$$TP_i = ae^{\beta SPL_i} + \varepsilon_i \quad (3.3)$$

onde TP_i é o total de população da i -ésima mancha de luz, a e β são parâmetros do modelo, SPL_i é a soma dos NDs dos pixels da i -ésima mancha de luz e ε_i é o erro.

A intensidade da relação entre as variáveis transformadas utilizadas se dá pelo cálculo do coeficiente de determinação (R^2), nas relações lineares, e ainda que o R^2 possa ser calculado para uma regressão exponencial por meio de sua forma linearizada, o uso do R^2 pode levar a conclusões errôneas em relação às

estimativas, uma vez que seu valor refere-se à relação das variáveis transformadas e não das variáveis originais (HARVEY, 2002).

Para ajudar na comparação das estimativas e observar melhor o viés dos resultados, Harvey (2002) propõe o cálculo da porcentagem do erro da estimativa (Equação 3.4), o cálculo do erro médio absoluto proporcional (EMAP), apresentado na Equação 3.5, calculado a partir da porcentagem absoluta dos erros das estimativas, e da mediana do erro absoluto proporcional (MEAP) das estimativas.

$$EP_i = \frac{r_i - g_i}{g_i} * 100 \quad (3.4)$$

onde EP_i é o erro percentual da estimativa do i -ésimo município, r_i é o valor da estimativa do i -ésimo município e g_i é o valor observado de referência para o i -ésimo município.

$$EMAP = \frac{\sum_{i=1}^n |EP_i|}{n} \quad (3.5)$$

onde $EMAP$ é o erro médio absoluto proporcional da estimativa, EP_i é o erro percentual da estimativa do i -ésimo município e n é a quantidade de municípios.

O cálculo dessas medidas foi feito considerando os valores agregados por município para facilitar as análises dos resultados. O uso dessas métricas permite avaliar melhor a influência de valores extremos nos resultados.

3.4.4. Estimativa e distribuição espacial de população urbana para a Região Metropolitana de São Paulo com o sensor VIIRS

A maioria dos trabalhos científicos a partir de imagens de luzes noturnas utilizam limites municipais ou federais para estudar o processo de urbanização de extensas áreas (p. ex., ELVIDGE et al., 2001; DOLL et al., 2006; DOLL; PACHAURI, 2010; LI et al., 2013). Poucos, como Sutton et al. (1997); Elvidge

et al. (1999); Letu et al. (2012); Levin e Duke (2012); Small et al. (2013), exploraram a variabilidade das informações luminosas no interior destas unidades ou nos centros urbanizados.

O objetivo desta etapa é apresentar uma avaliação de imagens de luzes do sensor VIIRS quanto ao seu potencial para estimar a população urbana da RMSP em uma escala local, adotando como unidade espacial de análise as áreas de ponderação³ definidas pelo censo demográfico.

Buscou-se, assim, identificar e discutir as variações intraurbanas das relações espaciais entre as informações de luzes noturnas e os dados de população, observadas nas áreas de ponderação.

Nesta etapa, foram utilizadas somente as áreas de ponderação de situação urbana, ou seja, todos os setores censitários que compõem a área de ponderação são categorizados quanto a uma das seguintes situações: área urbanizada de vila ou cidade; área não urbanizada de vila ou cidade; ou área urbana isolada. Estas situações de setores são definidas pelo próprio IBGE e disponibilizadas juntamente com os resultados do Universo (IBGE, 2010a).

Esta região de estudo compreende as 619 áreas de ponderação, consideradas urbanas pelo IBGE, dos 39 municípios da RMSP, no estado de São Paulo (Figura 3.8).

³ Uma área de ponderação abrange, no mínimo, 400 domicílios particulares ocupados que tenham respondido ao questionário da amostra, e é constituída por setores censitários circunvizinhos. Áreas de ponderação apenas são disponíveis para municípios que possuam mais do que 190 mil habitantes (IBGE, 2010b).

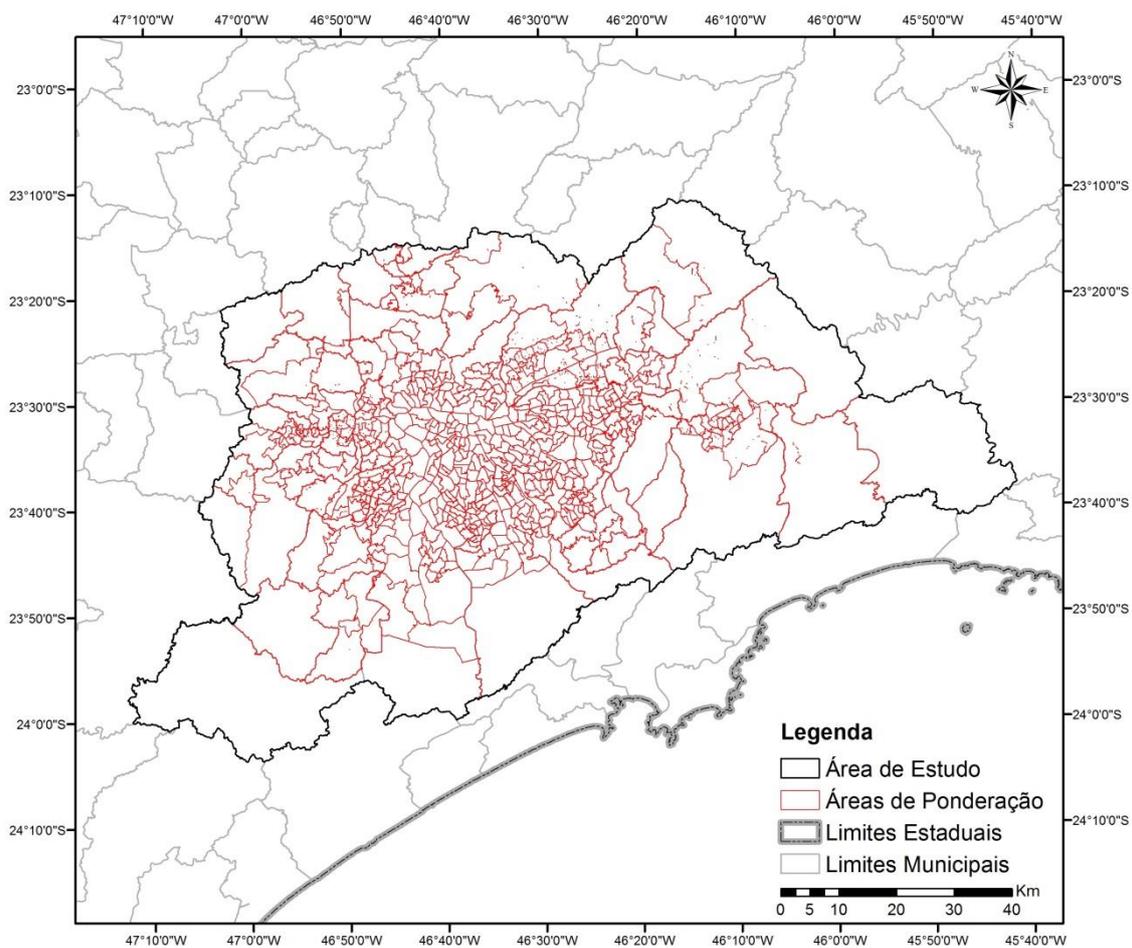


Figura 3.8 - Áreas de ponderação urbanas da Região Metropolitana de São Paulo.

Considerando-se as áreas de ponderação urbanas da RMSP como unidades de análise, obteve-se o valor total de população residente a partir do censo demográfico 2010 (IBGE, 2010a) e calculou-se o total dos valores de NDs dos pixels de luzes noturnas a partir das imagens do VIIRS.

O total de população para cada área de ponderação foi calculado a partir dos resultados do Universo do Censo Demográfico de 2010, realizado pelo IBGE, que disponibiliza os dados por setor censitário. Os dados de população total dos setores urbanos foram então somados e atribuídos para cada área de ponderação, adequando esta variável à unidade de análise.

O IBGE realiza e divulga anualmente estimativas de população para todos os municípios brasileiros para o cálculo das cotas do Fundo de Participação dos Estados e Municípios, para propostas de constituição de novos municípios e também para alterações de limites municipais ocorridos entre um ano e outro. De acordo com a estimativa populacional para o conjunto de municípios da RMSP, a população cresceu apenas 1,38% entre 2010 e 2012, cerca de 272 mil habitantes (IBGE, 2012). Por ser uma divulgação municipal, não é possível observar a distribuição deste crescimento em uma escala intramunicipal. Como não houve um crescimento populacional muito expressivo e as estimativas são divulgadas somente por município, justifica-se o uso dos dados do censo de 2010, pois somente os censos decenais e as contagens intercensitárias possuem o nível de desagregação das informações na escala aqui definida.

Antes de se calcular o valor de número de pixel de luzes noturnas para cada área de ponderação, a imagem-mosaico de 2012 foi processada de modo a remover os ruídos originais. Neste procedimento, os ruídos foram eliminados por identificação visual e verificação de seus valores anômalos, comparativamente aos valores médios das luzes, de modo a evitar erros de superestimação da variável soma dos pixels de luzes noturnas (SPL) na comparação com dados de população. Como a área de estudo é uma região metropolitana de ocupação predominantemente urbana, não houve necessidade de se eliminar os pixels espúrios resultantes de eventos efêmeros, uma vez que as luzes presentes na imagem estão todas praticamente associadas às atividades humanas.

Os limites vetoriais das áreas de ponderação foram sobrepostos à imagem de luzes noturnas de modo a possibilitar a soma dos valores de ND dos pixels de luzes compreendidos em cada dessas áreas. Desta forma, para cada área de ponderação, foi calculado um valor para a variável SPL e o valor correspondente à variável total de população (TP).

Duas técnicas de regressão foram utilizadas para avaliar a relação entre as imagens de luzes e o total de população residente na RMSP: a regressão linear simples (global) e a Regressão Geograficamente Ponderada (*Geographically Weighted Regression* – GWR).

A análise de regressão tem por objetivo quantificar a relação existente entre duas ou mais variáveis, de forma que uma variável (variável resposta) possa ser explicada por outra ou mais variáveis (variáveis explicativas). No caso deste estudo, TP é a variável resposta e a variável explicativa é a SPL.

O modelo de regressão linear simples utilizado para descrever a relação entre TP e SPL é o mesmo apresentado pela Equação 3.2.

A escolha do modelo de regressão linear simples se justifica primeiramente pela observação do diagrama de dispersão das variáveis que indicou uma provável relação linear, ainda que discreta, entre as variáveis. Segundo, a bibliografia pertinente, os dados de população e as informações de luzes apresentam uma associação que, como nos trabalhos de Amaral et al. (2005, 2006), Sutton et al. (2001) e Letu et al. (2010), podem ser caracterizadas por uma relação linear.

Porém, deve-se verificar se os resíduos da regressão linear não apresentam qualquer estrutura espacial, o que indicaria que a localização destas variáveis não traz nenhum problema à hipótese da independência e, portanto, à utilização da regressão linear. Para isso, os Índices de Moran Global e Local (ANSELIN, 1995; 1996) sobre os resíduos foram calculados para verificar a possível existência de autocorrelação espacial. Estes índices foram calculados e analisados, uma vez que o gráfico dos resíduos *versus* os valores estimados de população apresentou uma tendência à heterocedasticidade, isto é, a variância dos resíduos aparentemente não se apresentou constante. Os resíduos foram então espacializados para verificar a interferência do espaço nestes resultados, onde foi possível observar a presença de clusters, ou agrupamentos, de erros positivos e negativos na área de estudo. Os índices de

Moran calculados neste trabalho buscaram mensurar e identificar a presença destes agrupamentos, corroborando e consolidando a necessidade do uso de técnicas que considerem a localização geográfica das variáveis na análise deste estudo.

O Índice Global de Moran é análogo ao coeficiente de correlação convencional e quantifica o grau de correlação espacial existente. O valor deste índice varia de -1 a +1, onde -1 indica uma autocorrelação espacial negativa ou inversa, 0 indica aleatoriedade, isto é, quando não há autocorrelação espacial, e +1 indica autocorrelação espacial positiva ou direta.

O Índice Local de Moran pode ser considerado uma decomposição do índice global e produz um valor para cada área (polígono) da região de estudo. A interpretação deste índice está associada ao Diagrama de Espalhamento de Moran (Figura 3.9) (ANSELIN, 1996), que relata espacialmente o relacionamento entre os valores do vetor de desvios (Z) e os valores das médias locais (WZ), indicando possíveis diferentes regimes espaciais presentes nos dados. Os quadrantes Q1 ($Z+$, $WZ+$) e Q2 ($Z-$, $WZ-$) indicam pontos de associação espacial positiva, ou seja, uma localização possui vizinhos com valores semelhantes. Os quadrantes Q3 ($Z+$, $WZ-$) e Q4 ($Z-$, $WZ+$) indicam pontos de associação espacial negativa, ou seja, uma localização possui vizinhos com valores distintos.

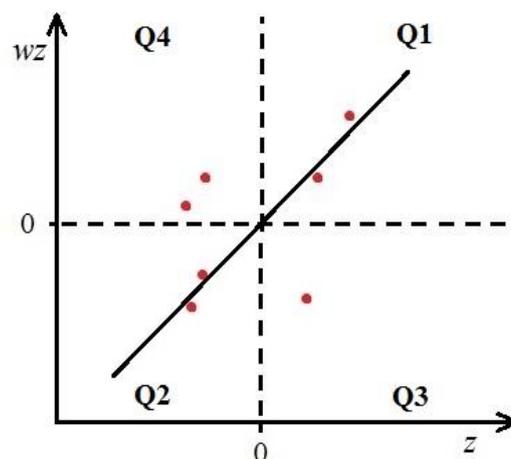


Figura 3.9 - Modelo do Diagrama de Espalhamento de Moran proposto por Anselin (1996).

O processo de ocupação humana do solo urbano tem muitos fatores de formação e varia ao longo do tempo e do espaço, tendo características diferentes ao longo da região de estudo, apresentando uma heterogeneidade espacial. Para tratar este aspecto e incluir a localização das variáveis na análise, aplicou-se a técnica de Regressão Geograficamente Ponderada, GWR (BRUNSDON et al., 1996; FOTHERINGHAM et al., 1997). Esta técnica ajusta um modelo de regressão a cada ponto observado ponderando as demais observações em função da distância a este ponto. As observações mais próximas do ponto onde o modelo de regressão local foi ajustado terão peso maior do que as observações mais distantes. O modelo de regressão GWR utilizado é apresentado na Equação 3.6.

$$TP_i = \beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)SPL_i + \varepsilon_i \quad (3.6)$$

onde u_i e v_i representam as coordenadas geográficas de cada um dos centroides das áreas de ponderação.

Na ponderação das observações em cada modelo de regressão local, utilizou-se a função gaussiana com largura de banda adaptável, ou seja, largura menor em áreas com alta densidade de dados e largura maior em áreas com menor

densidade de dados, uma vez que em testes iniciais a abordagem de banda adaptável mostrou-se mais adequada. O *software* GWR4 (NAKAYA et al., 2014) foi utilizado para desenvolver o modelo, e neste, a largura de banda foi definida tomando-se como critério o menor valor do *Akaike Information Criterion* (AIC) (AKAIKE, 1973). A largura de banda adaptável neste caso deve buscar a menor distância para abranger os 25 vizinhos mais próximos para a estimativa do modelo.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Intercalibração das imagens de luzes noturnas do OLS

A Figura 4.1 apresenta os gráficos das somas dos NDs dos pixels de luzes da série histórica dos mosaicos OLS de 2000 a 2012 para a área de estudo do DFS-BR163. Conforme a metodologia proposta por Elvidge et al. (2009), ao se comparar o gráfico dos mosaicos originais com o dos intercalibrados, observa-se uma piora em relação à evolução da série. O processo de ajuste dos mosaicos não obteve sucesso, uma vez que não houve convergência de qualquer ponto de satélites diferentes para um mesmo ano. Adicionalmente, a falta de coeficientes para as imagens do satélite F18 fazem com que os valores dos mosaicos desse satélite continuem discrepantes em relação aos valores dos outros sensores da série.

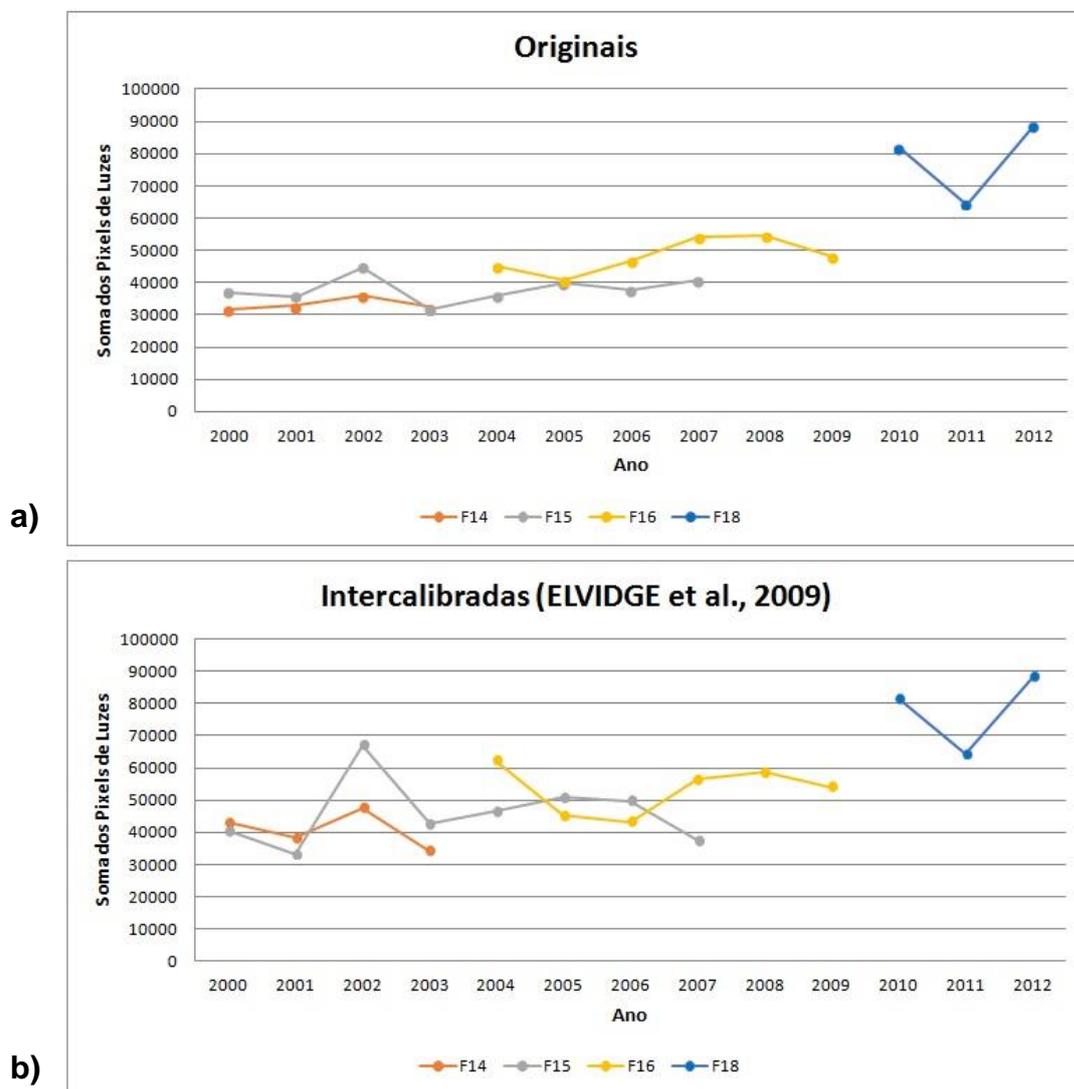


Figura 4.1 - Somas dos NDs dos pixels de luzes nas imagens OLS dos satélites F14, F15, F16 e F18, de 2000 a 2012: a) imagens mosaico originais; b) imagens-mosaico intercalibradas utilizando os coeficientes de Elvidge et al. (2009).

Após a adaptação do método utilizado como referência (ELVIDGE et al., 2009), considerando as particularidades da área de estudo, obteve-se novo gráfico (Figura 4.2) apresentando a soma dos NDs dos pixels de luzes para toda a série temporal considerada. Neste gráfico, observa-se uma significativa melhora em relação ao resultado da intercalibração realizada com os coeficientes de Elvidge et al. (2009). Apesar de haver somente uma convergência (pontual) de valores para as imagens F152005 e F162005, nos anos em que há imagens de mais de um satélite é possível observar que

ambas seguem a mesma tendência e as imagens do satélite F18 foram devidamente ajustadas à continuidade da série histórica. Adicionalmente, a falta de convergência anual pode estar associada aos horários de passagem dos satélites, que podem diferir em até 2 horas (ELVIDGE et al., 2010).

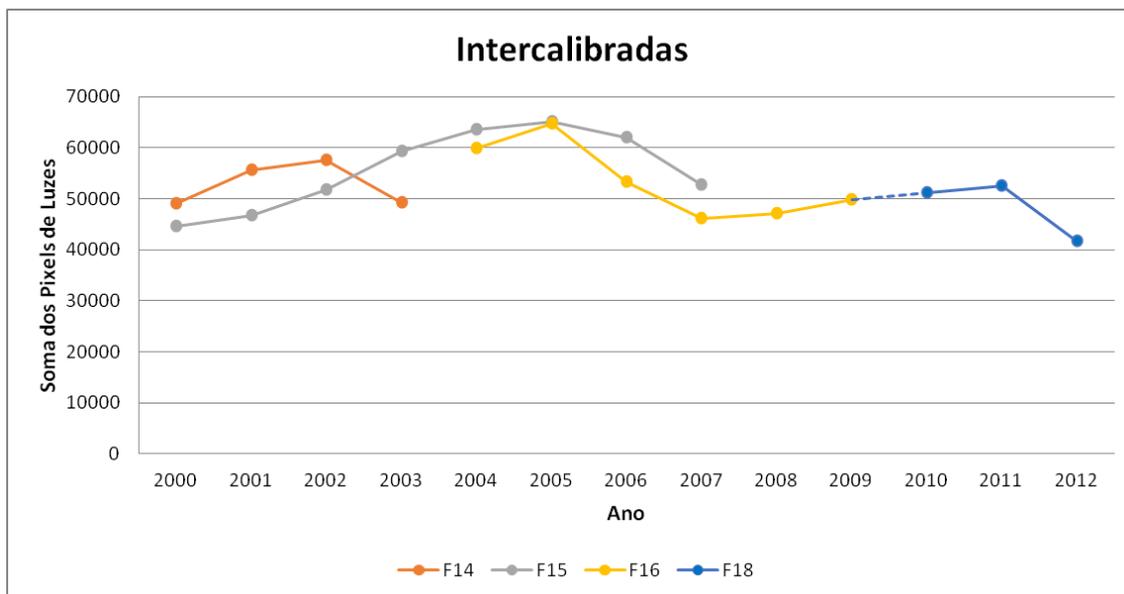


Figura 4.2 - Soma dos NDs dos pixels de luzes das imagens OLS dos satélites F14, F15, F16 e F18, de 2000 a 2012, intercalibradas pelo método adaptado. A linha tracejada é uma representação de continuidade dos dados.

4.2. Melhoramento do mosaico VIIRS

O resultado da classificação inicial do mosaico VIIRS de 2012 para o DFS-BR163, além de apresentar os registros de luzes noturnas associados à ocupação humana, permitiu registrar várias comunidades visitadas em campo. A Figura 4.3 apresenta um detalhe da imagem classificada, em que se pode observar o registro de luzes para várias localidades, de Moraes Almeida (Itaituba) até a comunidade Nossa Senhora Aparecida (Novo Progresso) ao longo da BR-163 e na Rodovia Transgarimpeira.

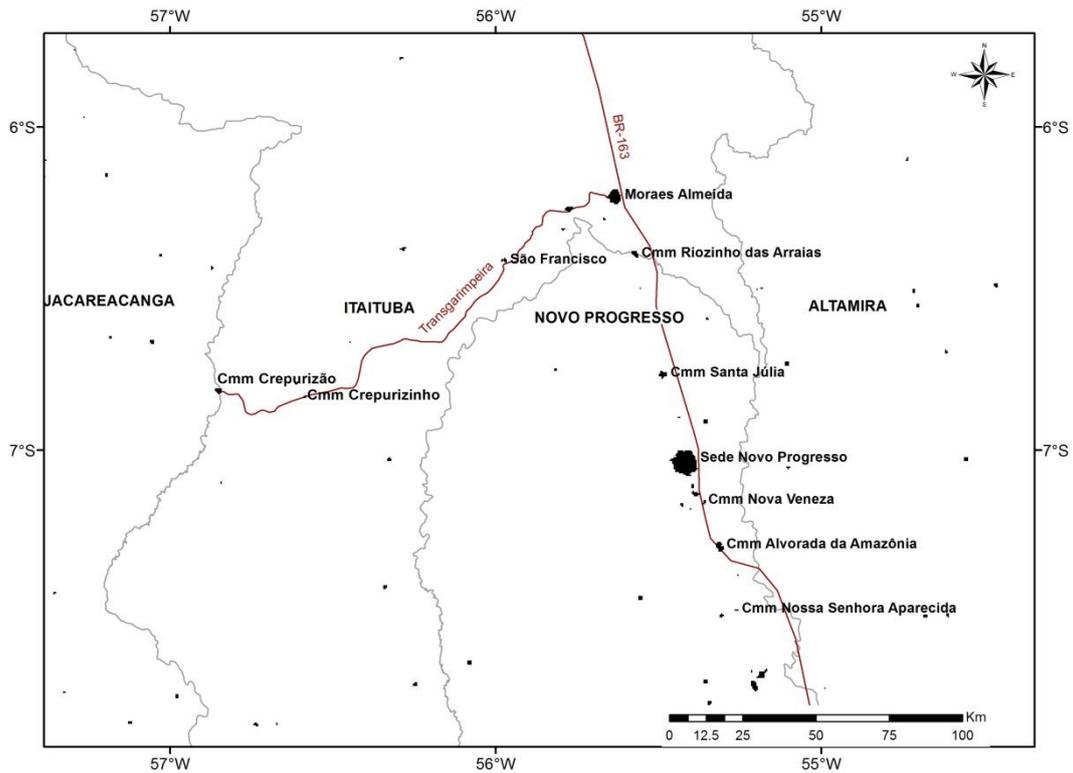


Figura 4.3 - Exemplo da classificação do mosaico VIIRS com identificação de algumas comunidades visitadas em campo. Em preto, os pixels classificados como luzes, e em branco, não-luzes (*background*).

Uma vez que os parâmetros utilizados neste trabalho permitiram identificar variações sutis no mosaico VIIRS, foram também verificadas diversas áreas que aparentam ser ruídos ou algum evento não identificado pelos pontos de queimadas, como o reflexo da luz da lua em áreas de água, posteriormente removidos após a aplicação dos procedimentos de álgebras de relacionamentos topológicos com os dados de referência.

Ainda como resultado da sensibilidade do sensor VIIRS, pode-se destacar o efeito de ampliação de áreas intensamente iluminadas, como registrado na sede municipal de Santarém (Figura 4.4). Como em Santarém a estrutura urbana se encontra mais consolidada, com equipamentos e infraestrutura adensados, a classificação resultou em uma área significativamente maior do que a área efetivamente ocupada por uso urbano. Por outro lado, a sensibilidade do sensor permitiu também que comunidades e núcleos

populacionais pequenos, menos estruturados e consolidados, como, por exemplo, a comunidade Nossa Senhora Aparecida (Figura 4.3) fossem devidamente identificados.

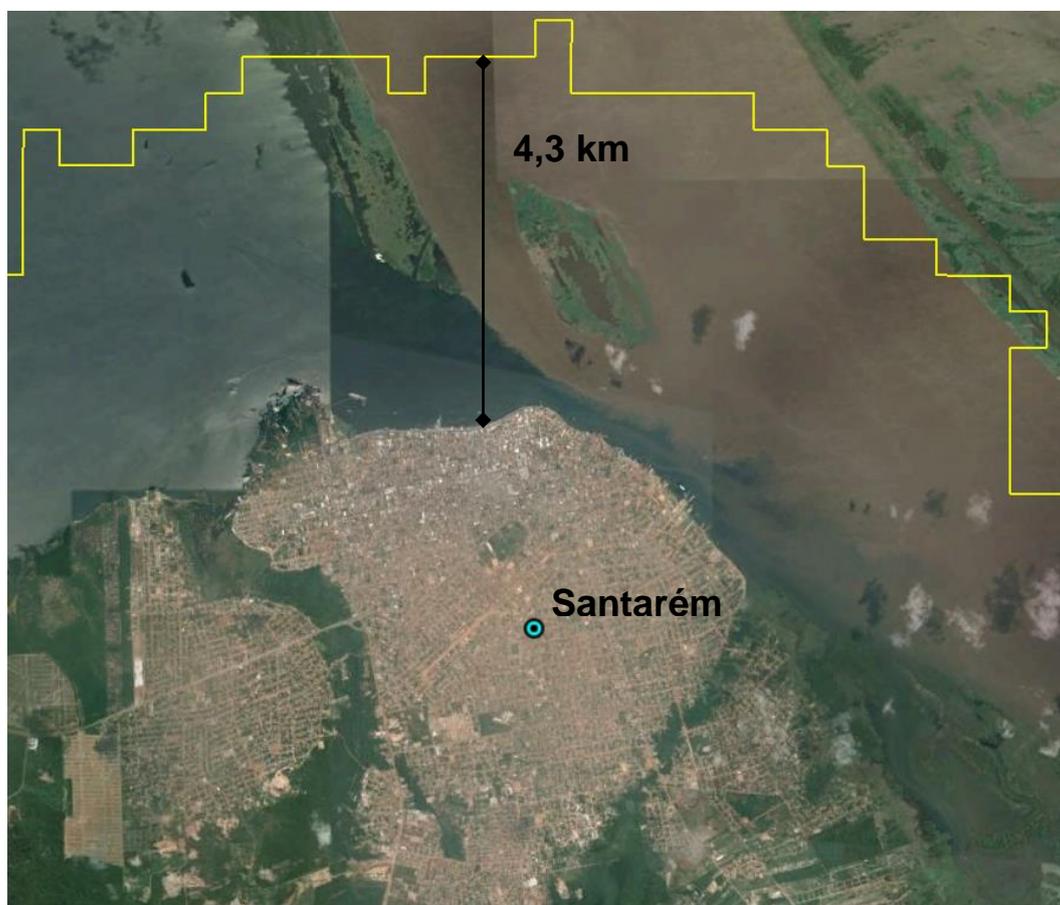


Figura 4.4 - Região da sede municipal de Santarém e respectiva área classificada no mosaico de luzes VIIRS 2012. Imagem de satélite diurna obtida do Google Earth.

Ao se comparar o resultado da classificação do mosaico de luzes VIIRS 2012 antes e depois do procedimento de melhoria realizado (Figura 4.5), observa-se que diversas áreas identificadas inicialmente não permaneceram na classificação final. As pequenas áreas que representavam ruídos e queimadas foram devidamente eliminadas, permanecendo as ocupações às margens de rios, como os rios Tapajós e Amazonas, e nos eixos das principais estradas da região, como as BRs 163 (Cuiabá/MT – Santarém/PA) e 230 (Transamazônica).

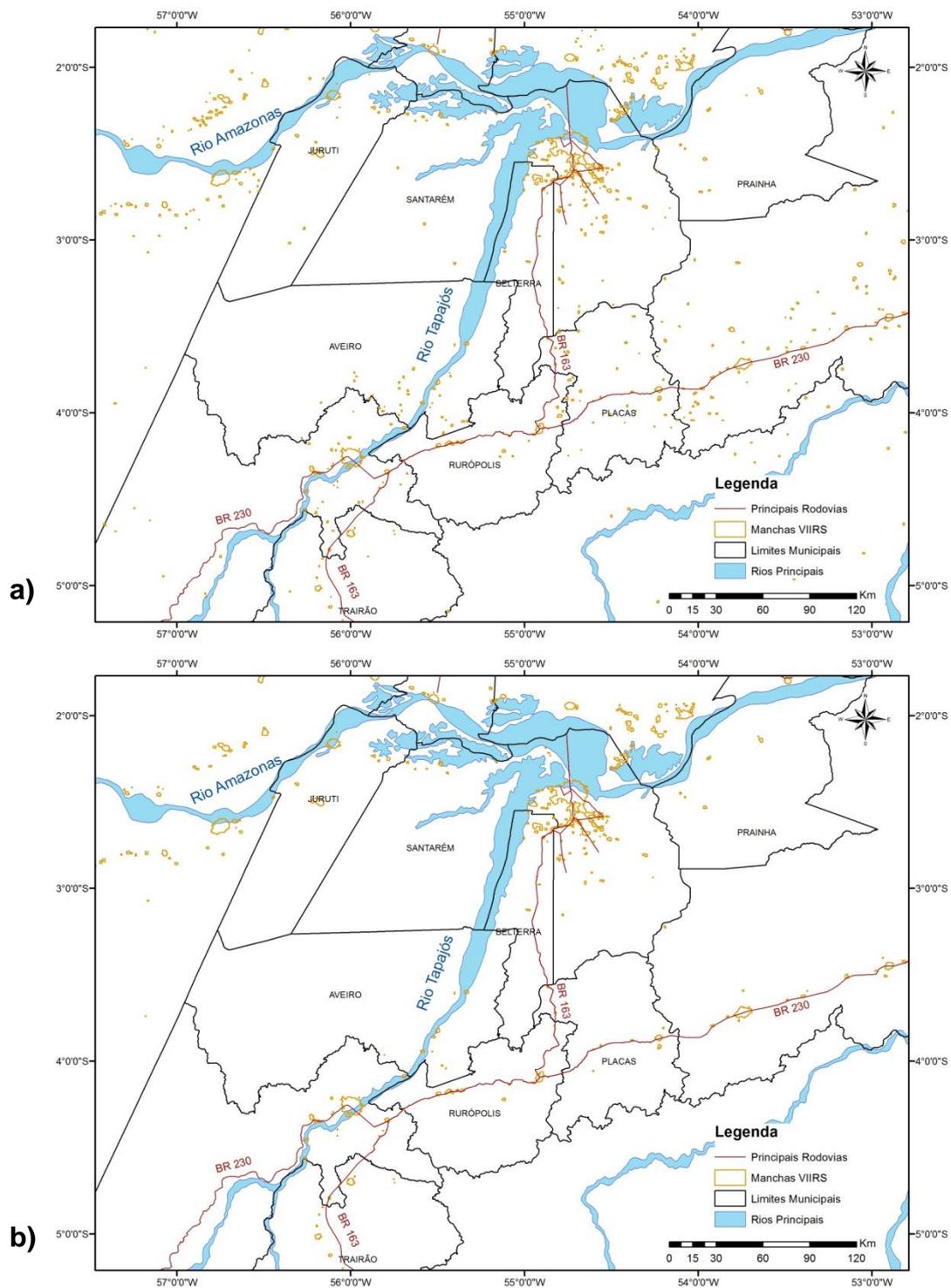


Figura 4.5 – Polígonos das manchas de luz obtidas pela classificação do mosaico VIIRS original (a) e após o procedimento de melhoria proposto (b).

Os procedimentos adotados garantem que a classificação final do mosaico do sensor VIIRS indique somente os pixels de luzes noturnas consideradas estáveis, ou seja, as atividades humanas que durante a noite emitem luz captada pelo sensor.

4.3. Estimativas de população no DFS-BR163

Para as estimativas de população no DFS-BR163 a partir dos dados de luzes noturnas, em cada imagem mosaico foram selecionadas, para cada sensor e ano, as manchas classificadas como luzes que especificamente se referiam à presença de população, conforme apresentado na Tabela 4.1. Nesta tabela, encontram-se também a quantidade e a natureza dos setores censitários utilizados para compor o total de população associado às manchas.

Foram adotados dois critérios para desconsiderar algumas manchas de luz (Tabela 4.1). O primeiro excluiu as manchas indicadoras de atividades humanas para as quais não se tem população residente diretamente associada, como, por exemplo, madeireiras isoladas, áreas de intenso garimpo, áreas de mineração e áreas onde existem obras de grandes proporções, como a construção de usinas hidrelétricas. E o segundo baseou-se no fato de as malhas dos setores censitários não representarem coerentemente as manchas de luz, ainda que as manchas fossem associadas a ocupações humanas com razoável infraestrutura, como iluminação pública, por exemplo. Em geral, essas manchas se encontravam em setores muito extensos, possivelmente não representando toda a população presente no setor.

No caso das manchas provenientes do sensor VIIRS, nota-se que mais manchas foram descartadas (84) do que selecionadas (61) e a quantidade de manchas de luz identificadas supera em quase três vezes a quantidade de manchas identificadas pelo mosaico do sensor OLS F182010. As manchas de luz do VIIRS são, em sua maioria, pequenos núcleos populacionais e não possuem setor censitário que possa ser associado individualmente a cada uma delas, por isso foram descartadas em maior número.

Tabela 4.1 – Síntese das manchas classificadas como luzes nas imagens OLS e VIIRS que foram selecionadas e descartadas, e da natureza dos setores censitários selecionados para compor o quantitativo populacional para cada sensor/ano.

Sensor/Ano	Manchas - classificadas como Luzes		Setores Censitários Selecionados	
	Selecionadas	Descartadas	Urbanos	Rurais
OLS F142000	28	7	296	40
OLS F152000	27	4	296	42
OLS F152007	28	6	347	30
OLS F162007	25	6	347	32
OLS F182010	43	6	564	75
VIIRS2012	61	84	566	116

Observa-se também que foram selecionados setores classificados tanto como urbanos, quanto como rurais pelo IBGE. Para o ano de 2000, foram selecionados 336 e 338 setores censitários para os satélites F14 e F15, respectivamente. Para o ano de 2007, foram selecionados 377 e 379 setores censitários para os satélites F15 e F16, respectivamente. Para o ano de 2010, foram selecionados 639 e 682 setores censitários pra o satélite F18 do OLS e para o VIIRS, respectivamente. A presença de setores rurais na seleção é justificada pelo conceito de *urbanização extensiva* (MONTE-MÓR, 1994) exposto anteriormente, e por conta das características de ocupação humana na região, que se configura em núcleos urbanizados (AMARAL et al., 2012a) não necessariamente considerados urbanos pelo IBGE.

Selecionadas as manchas de luz e associados seus respectivos quantitativos populacionais, seguiu-se com a transformação das variáveis utilizando a transformação por logaritmo natural. A Figura 4.6 apresenta os Q-Q *plots* das variáveis total de população (TP) e soma dos pixels de luzes noturnas (SPL) originais e após a transformação.

Os gráficos quantil-quantil, ou Q-Q *plots*, são utilizados para comparar se amostras diferentes possuem a mesma distribuição de probabilidades. Neste caso, o eixo X do gráfico apresenta os quantis teóricos de uma distribuição

normal e o eixo Y apresenta os valores das variáveis em ordem crescente. A aderência das observações à linha diagonal do gráfico mostra a aderência das amostras em relação à distribuição normal. Assim, nos diagramas apresentados pela Figura 4.6, percebe-se que a transformação dos dados usando o logaritmo natural permitiu adequar suas distribuições ao pressuposto de normalidade previsto na aplicação da regressão.

A Figura 4.7 apresenta os diagramas de dispersão, acompanhado das respectivas linhas de tendência, de cada uma das regressões realizadas neste trabalho. É possível observar que as relações de população e as manchas de luz dos sensores OLS apresentaram-se lineares. Por sua vez, a relação de população com as manchas do sensor VIIRS apresentou tendência exponencial.

No geral, a variável resposta (TP) foi bem explicada pela variável explicativa (SPL), com coeficientes de determinação (R^2) variando entre 0,67 e 0,80, sendo todos estatisticamente significantes no nível de 5% de significância, nas regressões lineares, e estatística $t = 15,17$ na regressão exponencial, também estatisticamente significativa a 5% de significância.

Utilizando modelos lineares, Amaral et al. (2005) obtiveram R^2 maiores do que a maioria dos observados aqui para estimativa de população (0,79). Apesar da unidade de análise considerada pelos autores ter sido o limite municipal, diferentemente deste trabalho que utiliza as próprias manchas de luz das imagens como unidade de análise nas regressões, os valores de R^2 apresentaram-se bastante semelhantes.

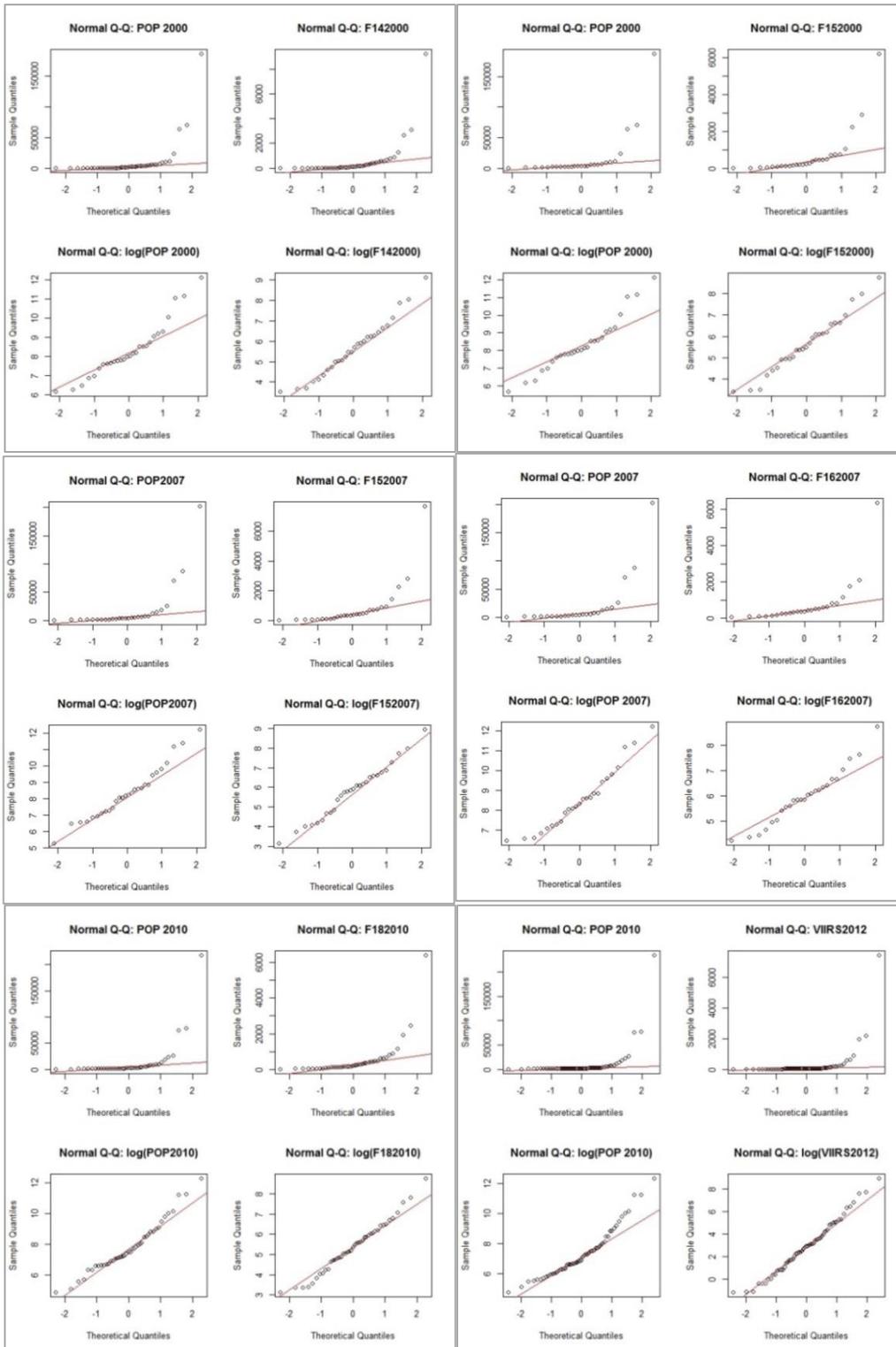


Figura 4.6 - Q-Q plots das variáveis originais e log-transformadas do total de população (2000, 2007 e 2010) e da soma dos pixels de luzes noturnas (OLS F14, F15, F16, F18 e VIIRS) para cada sensor/ano considerado.

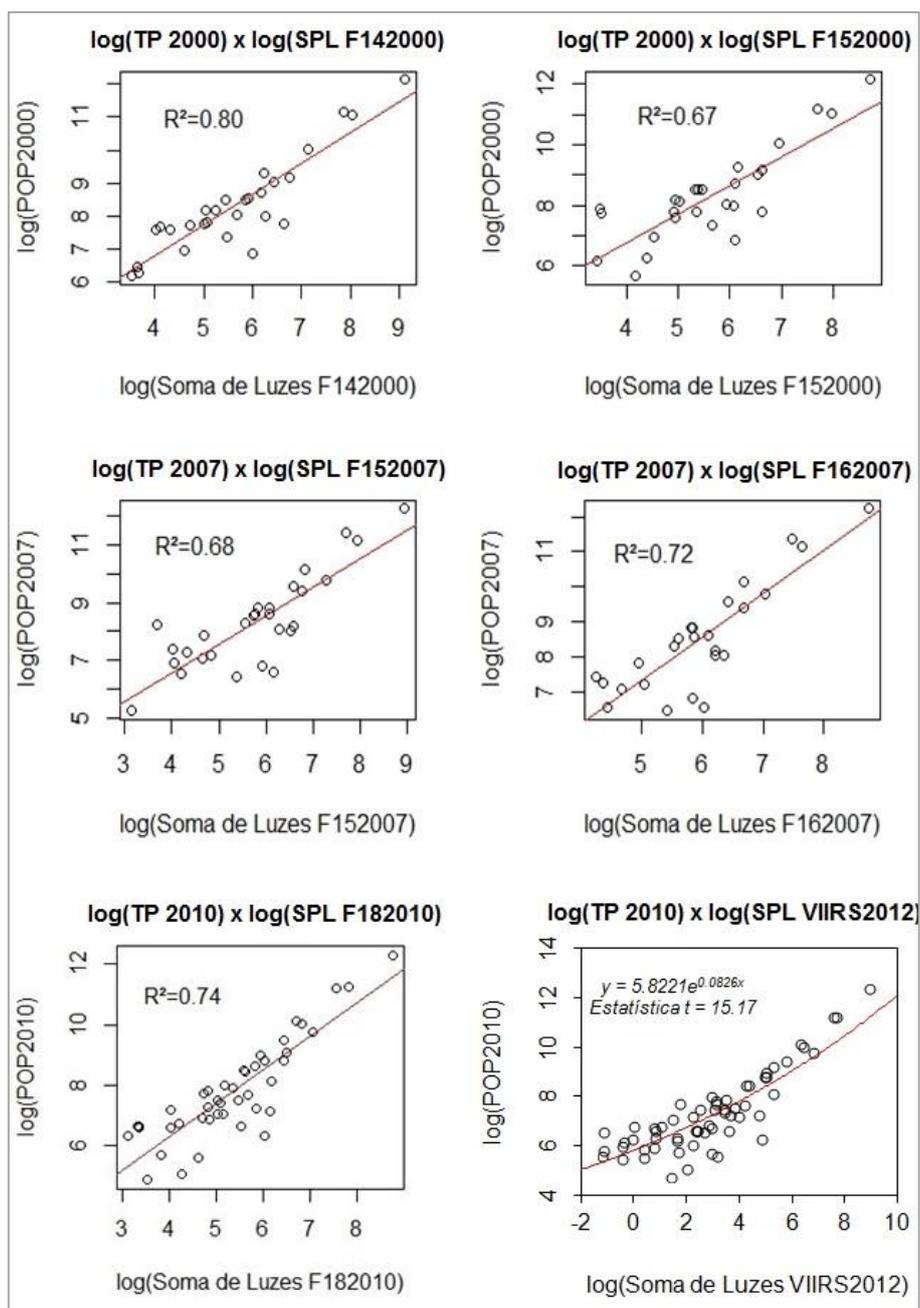


Figura 4.7 - Diagramas de dispersão entre Soma dos Pixels de Luzes (eixo X) e o Total de População (eixo Y) para cada sensor/ano considerado.

A análise da aderência dos modelos foi feita observando os gráficos dos resíduos de cada uma das regressões, verificando a normalidade de sua distribuição por meio de gráficos Q-Q *plots* de distribuições normais e a disposição dos resíduos em relação aos valores de população estimados pelos modelos (Figura 4.8). A distribuição dos resíduos de todas as regressões estão

aderentes à distribuição normal, e os gráficos entre os resíduos e os valores de população estimada não apresentaram definidas formas estruturais que possam invalidar a aderência dos modelos e, conseqüentemente, das estimativas realizadas.

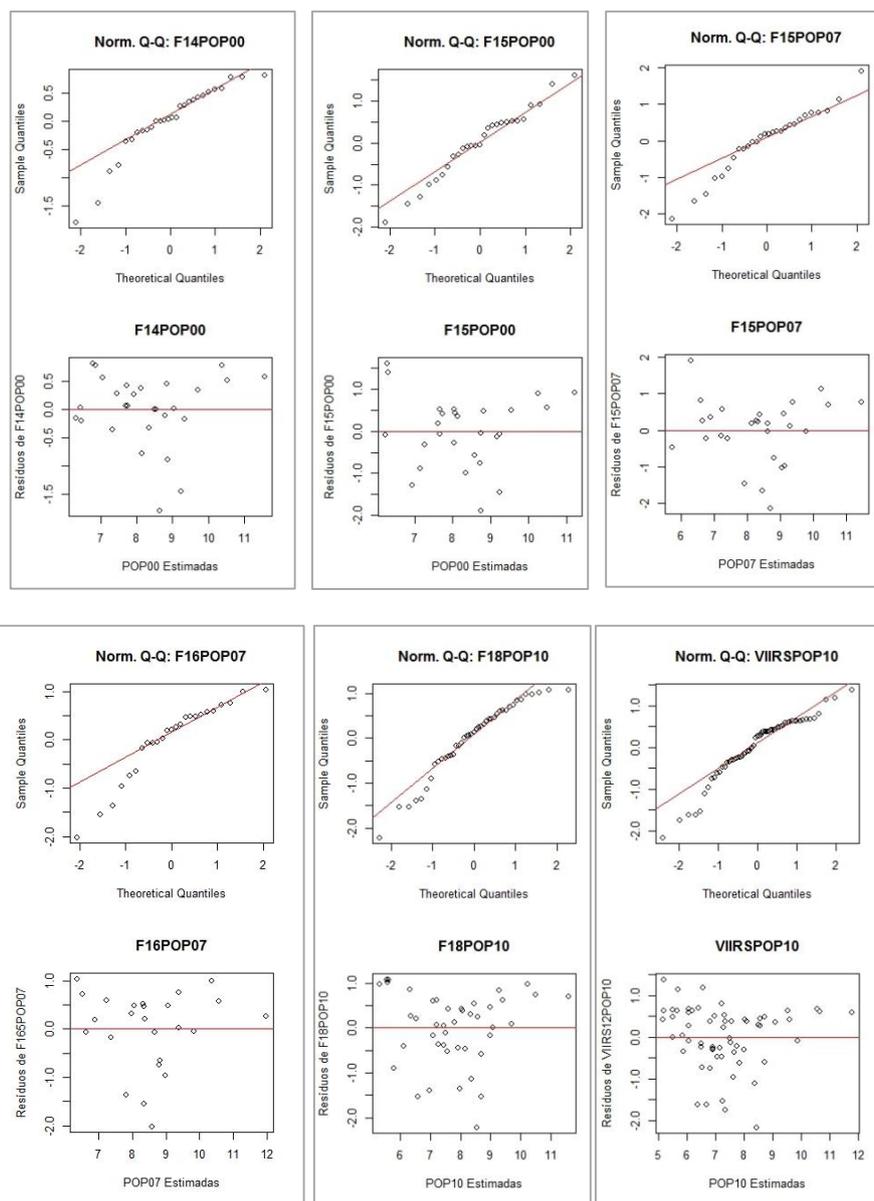


Figura 4.8 - Gráficos Q-Q *plots* e os diagramas de dispersão entre os resíduos normalizados e de população estimados para cada sensor/ano considerado.

Para comparar os valores de população estimados com os valores observados, computou-se o antilog dos valores estimados por cada modelo de regressão.

Para as análises, as estimativas de população das manchas de luz foram agregadas por município e são apresentadas na forma de gráficos de barras, juntamente com os valores de população observados e com a variação absoluta da porcentagem de erro da estimativa para cada município, ordenadas de forma crescente conforme o erro (Figuras 4.9, 4.10 e 4.11). O valor apresentado entre parênteses no eixo X do gráfico, junto com os nomes dos municípios, refere-se à quantidade de manchas de luz considerada em cada município. Deve-se ressaltar que os valores de população apresentados nos gráficos não se referem à população total dos municípios, mas sim às somas das populações observadas e estimadas das manchas de luz por município.

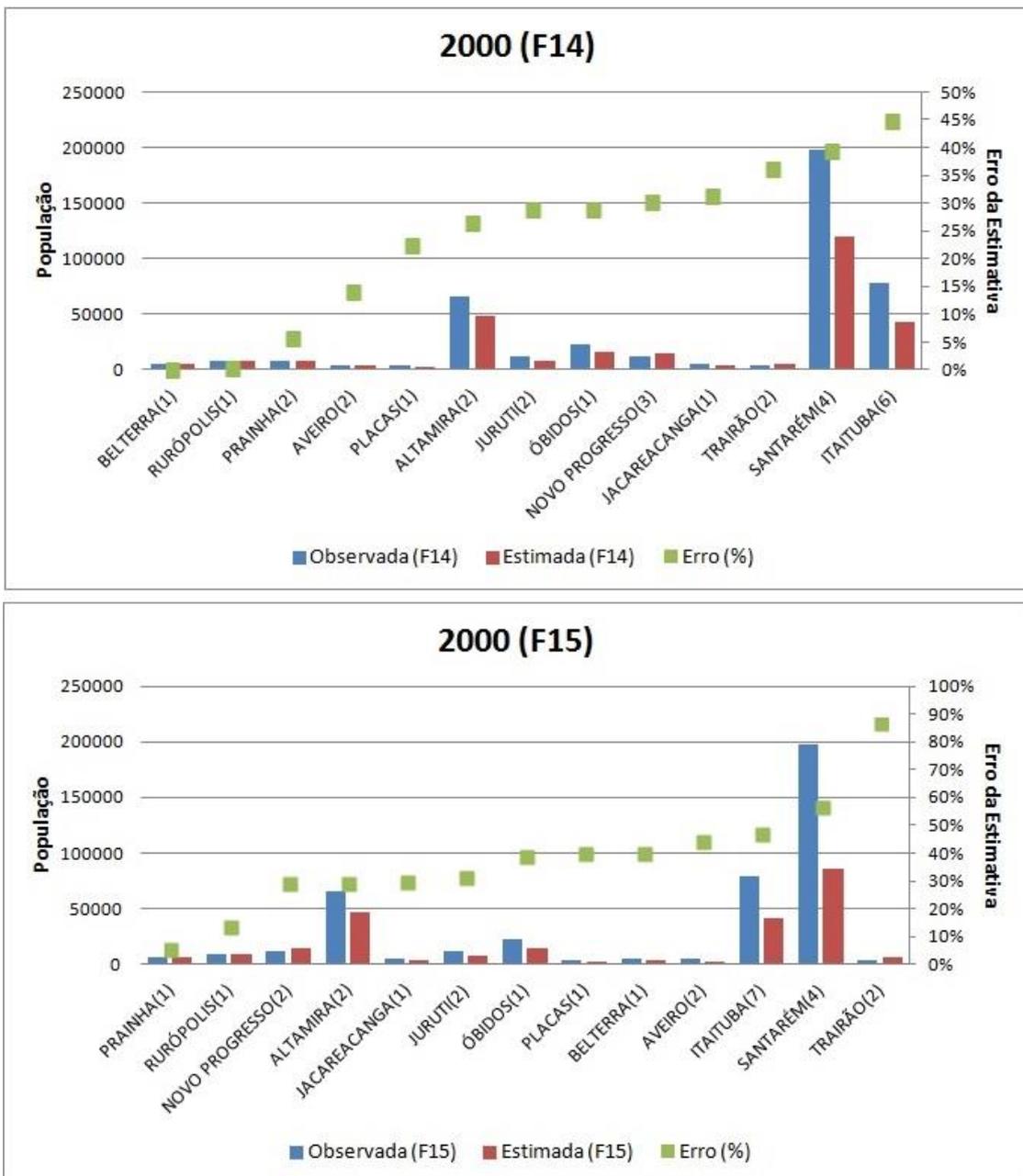


Figura 4.9 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F14 e F15, agregadas por município para o ano de 2000.

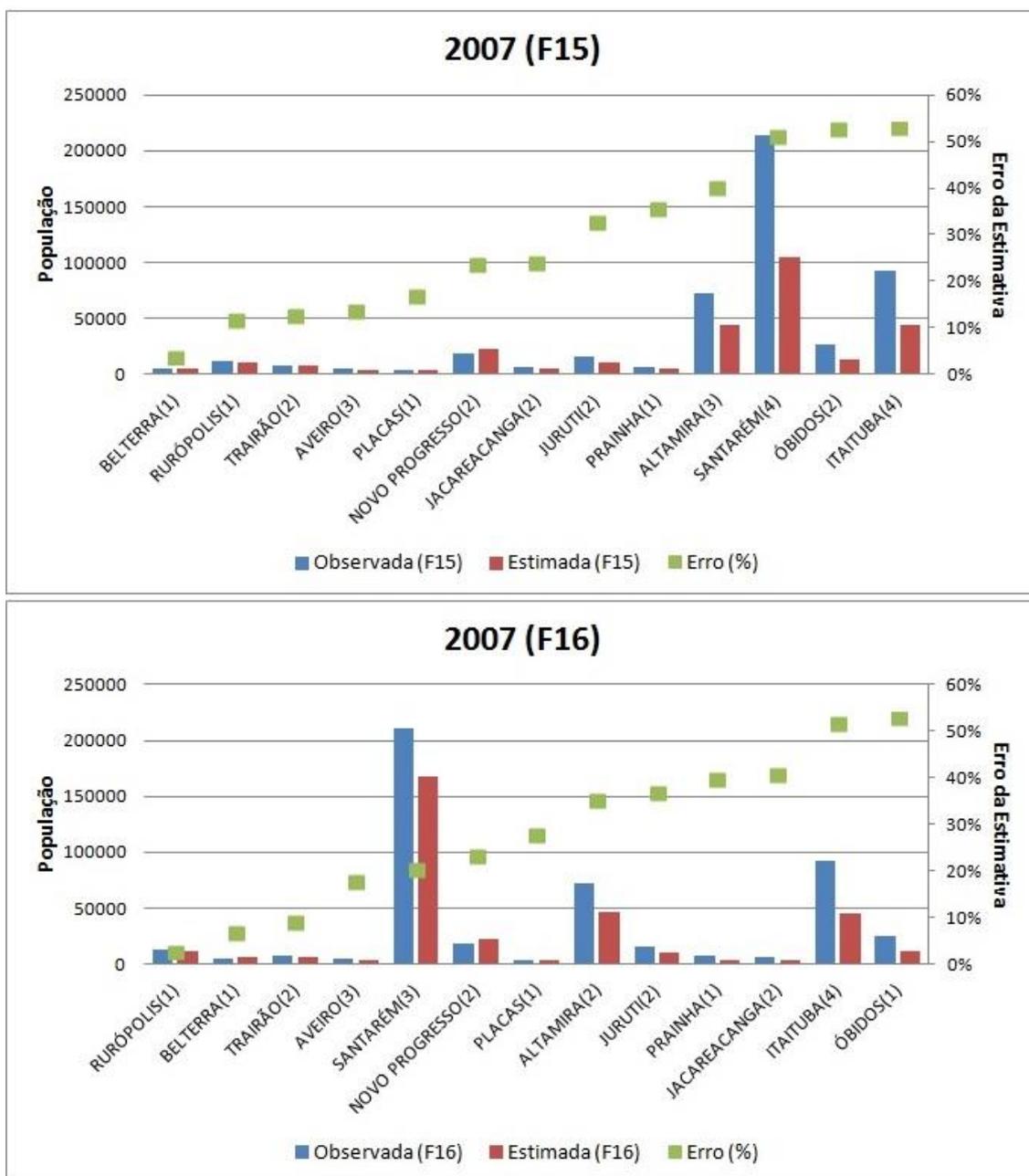


Figura 4.10 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F15 e F16, agregadas por município para o ano de 2007.

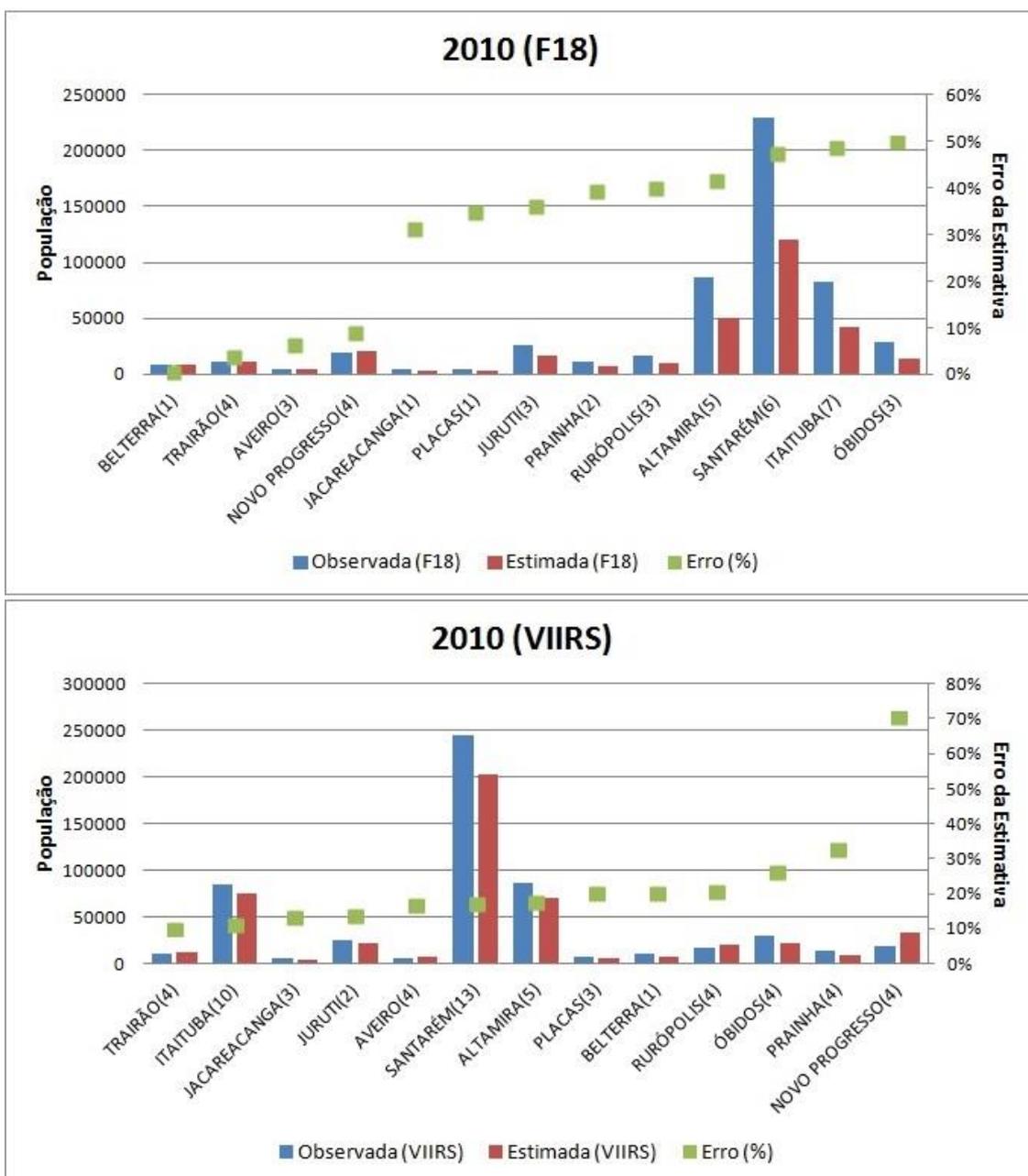


Figura 4.11 - População observada e estimada por manchas de luz dos sensores OLS F18 e VIIRS, agregadas por município para o ano de 2010.

Para auxiliar as análises dos erros apresentados pelas estimativas dos modelos, a Tabela 4.2 apresenta os erros positivos e negativos (porcentagem) das estimativas em relação aos valores observados, também agregados por

município, além dos valores de EMAP e MEAP calculados para cada ano e sensor utilizado.

Tabela 4.2 – Erros (porcentagem) das estimativas de população das manchas de luz por município.

Município	2000		2007		2010	
	F14 (%)	F15 (%)	F15 (%)	F16 (%)	F18 (%)	VIIRS (%)
Itaituba	-44.81	-46.93	-52.76	-51.98	-48.68	-11.14
Santarém	-39.42	-56.88	-50.84	-20.67	-47.48	-17.36
Jacareacanga	-31.27	-30.08	-23.73	-40.98	-31.39	-13.47
Óbidos	-28.86	-39.25	-52.52	-53.04	-49.88	-26.25
Juruti	-28.79	-31.36	-32.41	-37.17	-36.27	-13.70
Altamira	-26.63	-29.48	-39.92	-35.32	-41.52	-17.83
Placas	-22.55	-40.05	-16.72	-27.85	-34.91	-20.44
Aveiro	-14.03	-44.55	-13.52	-18.07	-6.48	16.98
Prainha	-5.80	5.49	-35.53	-40.08	-39.41	-32.67
Rurópolis	-0.49	13.44	-11.44	-2.79	-39.88	20.86
Belterra	0.17	-40.11	3.48	6.93	-0.56	-20.48
Novo Progresso	30.30	29.26	23.51	23.34	8.91	70.49
Trairão	36.25	86.68	12.64	-9.15	3.88	9.99
EMAP	23.80	37.97	28.39	28.26	29.94	22.44
MEAP	28.79	39.25	23.73	27.85	36.27	17.83

Observando os gráficos, percebe-se que, no geral, as populações foram subestimadas pelos modelos adotados, ocorrendo erros acima de 50% em relação às populações observadas em alguns casos. Cabe ressaltar que as estimativas realizadas com as imagens do sensor VIIRS apresentaram erros significativamente menores e distribuídos mais uniformemente entre os municípios do que as estimativas provenientes das imagens dos sensores OLS.

Para alguns municípios, a quantidade de manchas selecionadas foi somente uma, representando ao menos a mancha da sede municipal. Nestes casos, é possível associar os erros aos fatores locais dessas manchas. Para o caso das cidades menores em que mais de uma mancha fora considerada, a mancha da sede municipal é a que possui a maior população, sendo as outras manchas de

pequena expressividade. Nesse caso, a mancha da sede é a que vai influenciar fortemente no erro das estimativas.

No caso das maiores cidades, onde os centros são mais densos e consolidados, como Santarém, Itaituba, Altamira e Óbidos, que experimentaram erros bem altos (subestimativas), o principal fator pode estar associado à saturação do brilho dos pixels nestes centros urbanos. A quantidade de manchas selecionadas também pode estar relacionada à proporção dos erros das estimativas, uma vez que Itaituba e Santarém possuem, em praticamente todos os anos considerados, as maiores quantidades de manchas selecionadas e foram duas das que resultaram em erros bastante altos para quase todos os períodos considerados.

Em oposição à observação geral que apresentou subestimativa, Novo Progresso apresentou superestimativas em todos os casos, em especial para a estimativa de 2010 do sensor VIIRS. Isto pode estar associado à presença de diversas madeiras no entorno da sede municipal de Novo Progresso (Figura 4.12) que influenciam de forma significativa na intensidade dos brilhos dos pixels, aumentando seus valores e contaminando pixels vizinhos.

Da mesma forma, Trairão apresentou erros de superestimativas em praticamente todos os casos, o que pode ser explicado também por haver diversas madeiras no entorno da sede. O efeito da presença das madeiras pode não influenciar igualmente em todos os anos, uma vez que o processo de queima dos resíduos (p. ex., cavacos e serragens) pode não estar ocorrendo no momento da passagem do satélite, o que explica os casos em que Trairão e Novo Progresso não apresentaram erros demasiadamente altos.



Figura 4.12 – Localização de exemplo de madeira no entorno da sede de Novo Progresso, ao longo da BR 163. Imagens de satélite obtidas do Google Earth.

Percebe-se, também, que as estimativas do VIIRS apresentaram os menores valores de EMAP, ou seja, a menor média absoluta dos erros, seguido pelo EMAP das estimativas do F142000. O valor de EMAP das estimativas do VIIRS é fortemente influenciado pelo erro de 70,49% para o município de Novo Progresso, sendo que se este valor fosse desconsiderado no cálculo do EMAP, o erro médio absoluto da porcentagem das estimativas do VIIRS seria em torno de 17%. Por sua vez, as estimativas que apresentaram o maior valor de EMAP foram as do F152000, onde a maioria dos erros das estimativas atingiram valores maiores do que 30%.

O valor de MEAP também foi o menor para as estimativas do VIIRS (17,83%) em comparação com todas as outras estimativas do OLS, e o maior valor de

MEAP também pertence às estimativas do F152000. O menor valor de MEAP para as estimativas do VIIRS sugere a uniformidade dos erros distribuídos entre os municípios.

Outra característica importante que pode ser associada aos erros de subestimativa das menores cidades, como Aveiro, Jacareacanga, Placas e Prainha, é a dificuldade em que o sensor OLS possui para lidar com as variações das intensidades das luzes presente em áreas menores. Segundo Small et al. (2013), o OLS possui uma capacidade significativamente menor em identificar e lidar com as variações das intensidades das luzes de pequenas áreas iluminadas em relação ao VIIRS. Essa questão também contribui para o entendimento de que as estimativas do sensor VIIRS apresentaram erros distribuídos mais uniformemente entre os municípios e consideravelmente menores, em geral, em relação às estimativas do OLS. Ainda à luz das considerações realizadas por Small et al. (2013), as aprimoradas resolução espacial, resolução radiométrica e calibração a bordo do satélite permitiram a identificação de um número muito maior de manchas de luz associadas a assentamentos humanos no mosaico VIIRS.

4.4. Estimativa e distribuição espacial de população urbana para a Região Metropolitana de São Paulo com o sensor VIIRS

A sobreposição das áreas de ponderação da RMSP sobre a imagem de luzes VIIRS após a eliminação dos ruídos (Figura 4.13) evidencia a redução da intensidade das luzes do centro para a periferia e nas diferentes áreas de ponderação.

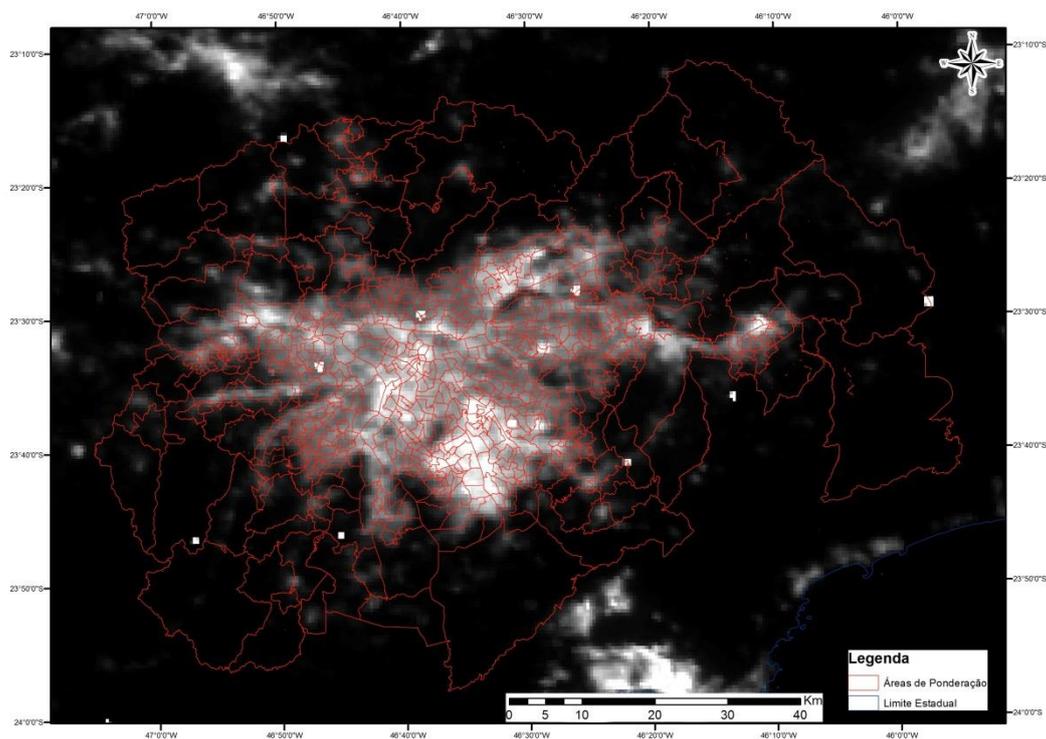


Figura 4.13 - Imagem-mosaico de luzes do VIIRS 2012 e áreas de ponderação (vermelho) do censo IBGE 2010 da RMSP.

Do diagrama de dispersão entre as variáveis SPL e TP (Figura 4.14), observa-se associação linear e positiva ($R^2 = 0,10$), e estatisticamente significativa (estatística $t = 8,49$), indicando que o modelo estimado é capaz de descrever 10% da variabilidade observada na variável TP.

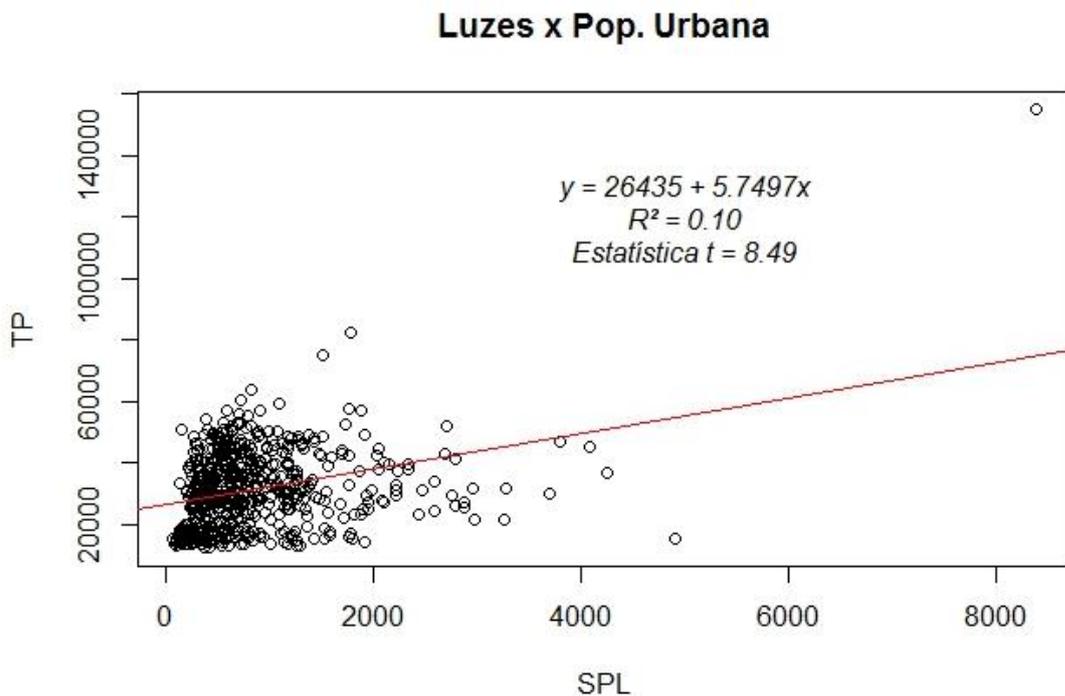


Figura 4.14 - Diagrama de dispersão entre soma dos pixels de luzes (SPL) e população total (TP) das áreas de ponderação da RMSP.

A visualização do Q-Q *plot* dos resíduos normalizados (Figura 4.15) indica uma distribuição próxima a uma distribuição normal. O diagrama de dispersão dos resíduos versus os valores estimados de população (Figura 4.16) apresentou a leve formação de um cone, uma estrutura indicativa da heterocedasticidade dos resíduos, indicando que quanto maior os valores de população, maior o erro adicionado ao modelo de regressão.

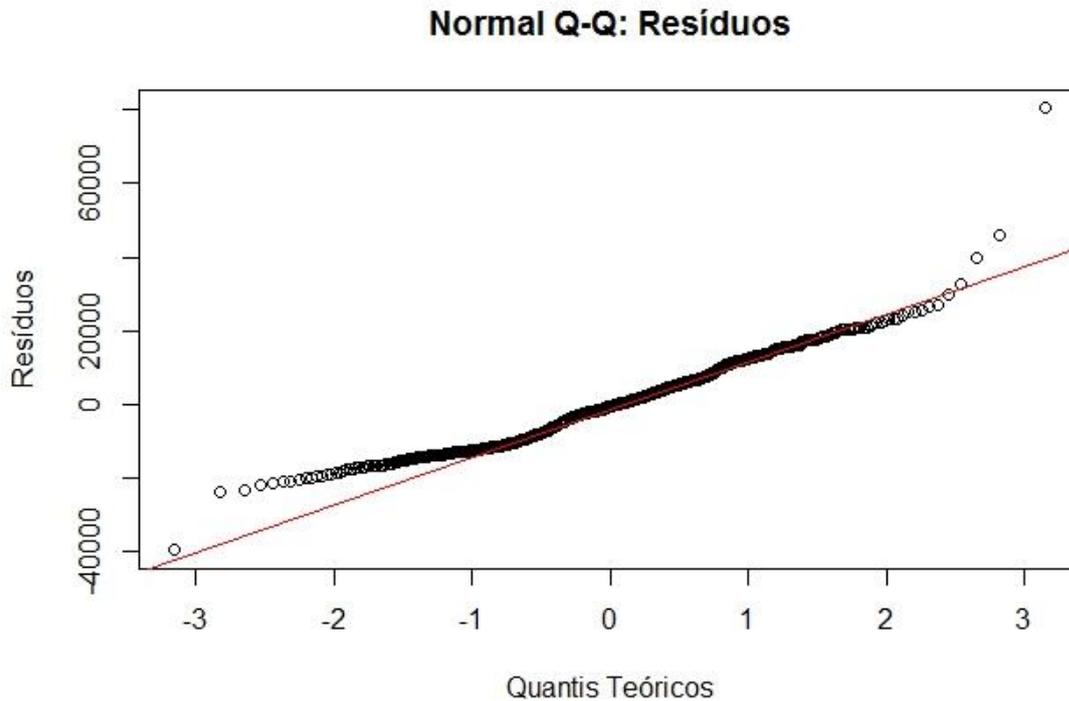


Figura 4.15 - Q-Q *plot* dos resíduos da regressão linear simples entre a soma de pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

A distribuição espacial dos resíduos, apresentada no mapa dos resíduos da regressão (Figura 4.17), indicou a existência de *clusters* de regiões onde o modelo de regressão apresentou considerável erro, tanto para mais quanto para menos. A presença desses agrupamentos indica a influência do espaço nos resultados, ou seja, que os resultados são espacialmente dependentes. Neste caso, observa-se que existe uma concentração na região periférica da área de estudo, onde o erro associado é menor do que -1,5 desvios padrões. Percebem-se ainda regiões concentradas nas áreas mais urbanizadas da RMSP, onde o erro dos resíduos está entre 0,5 e 2,5 desvios padrões. Os agrupamentos espaciais observados no mapa dos resíduos indicam que o espaço está influenciando o resultado da regressão.

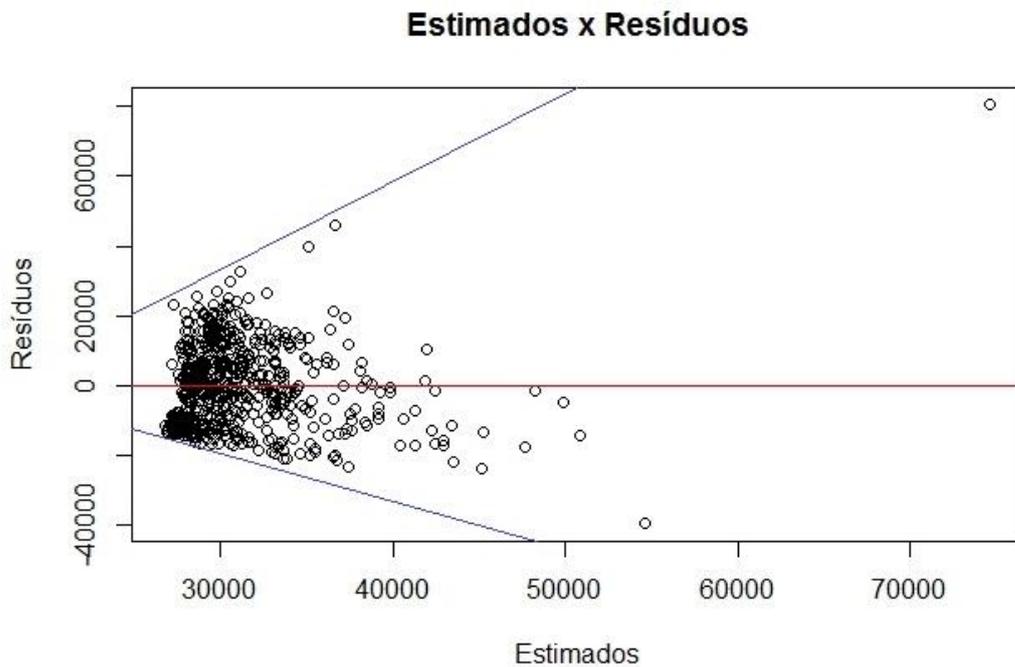


Figura 4.16 - Diagrama de dispersão entre os resíduos e os valores de população estimados pelo modelo de regressão linear; a linha azul indica a formação de um cone.

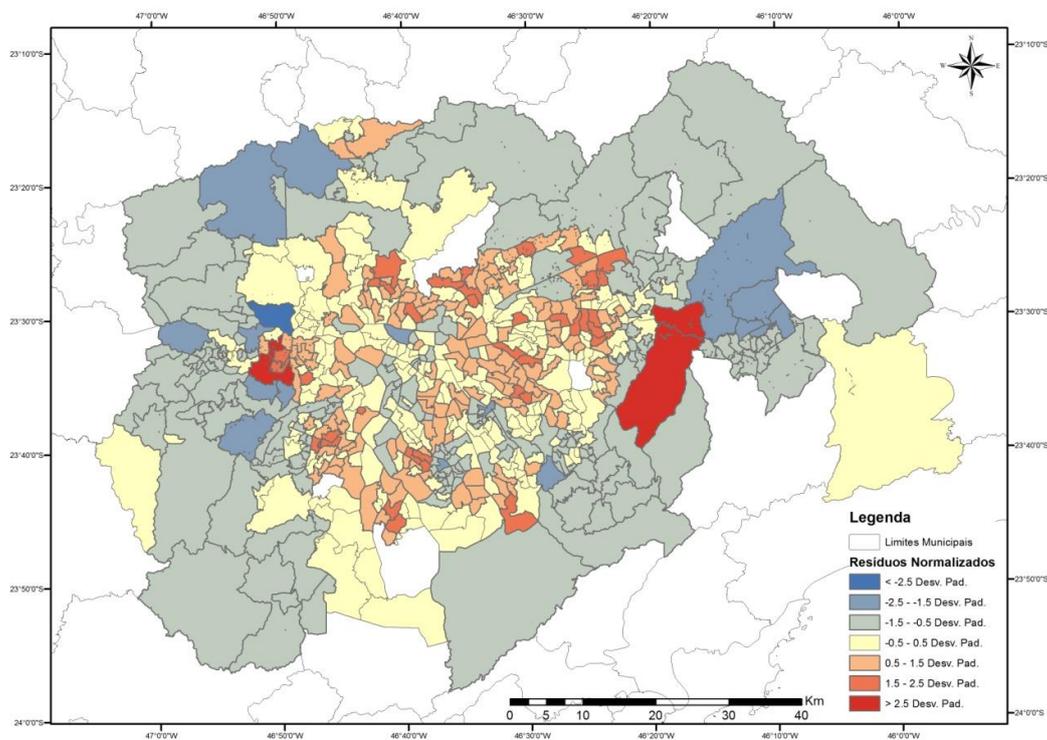


Figura 4.17 - Mapa da distribuição espacial dos resíduos da regressão linear entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

O valor de 0,45 do Índice Global de Moran corrobora a dependência espacial dos resíduos. Ou seja, há indícios de que existe uma autocorrelação espacial positiva e estatisticamente significativa (p -valor = 0,01) entre as variáveis do modelo.

Explorando-se a autocorrelação espacial indicada pelo Índice Local de Moran e o Diagrama de Espalhamento de Moran dos resíduos (Figura 4.18a), percebe-se que os indícios de aglomerações espaciais observados no mapa dos resíduos (Figura 4.17) são ratificados no Box Mapa (Figura 4.18b), com associações predominantemente positivas nas áreas mais centrais e na região periférica da área de estudo.

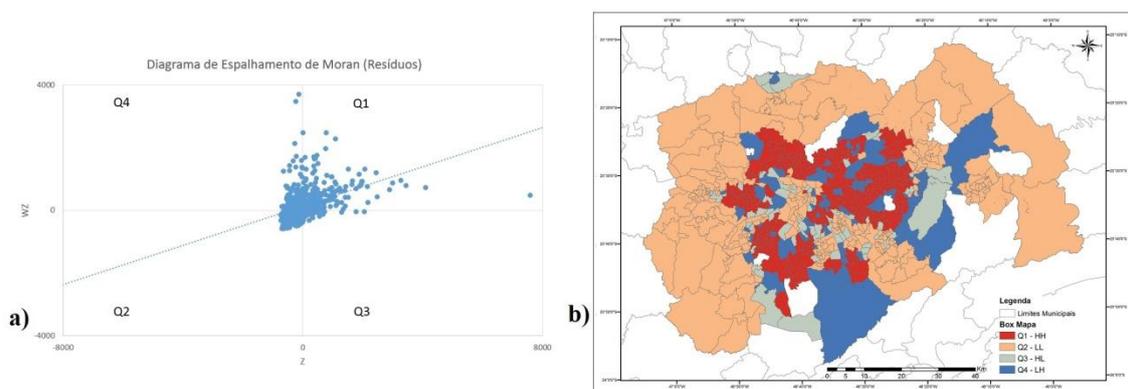


Figura 4.18 - a) Diagrama de Espalhamento de Moran dos Resíduos; e b) Box Mapa dos Resíduos da regressão linear entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

O resultado do Mapa de Moran dos resíduos (Figura 4.19) apresenta somente as áreas do Box Mapa cujos indicadores locais foram estatisticamente significantes, a 5% de significância.

Esta análise exploratória de regressão linear evidenciou a autocorrelação espacial dos resíduos, o que justificou realizar a regressão geograficamente ponderada.

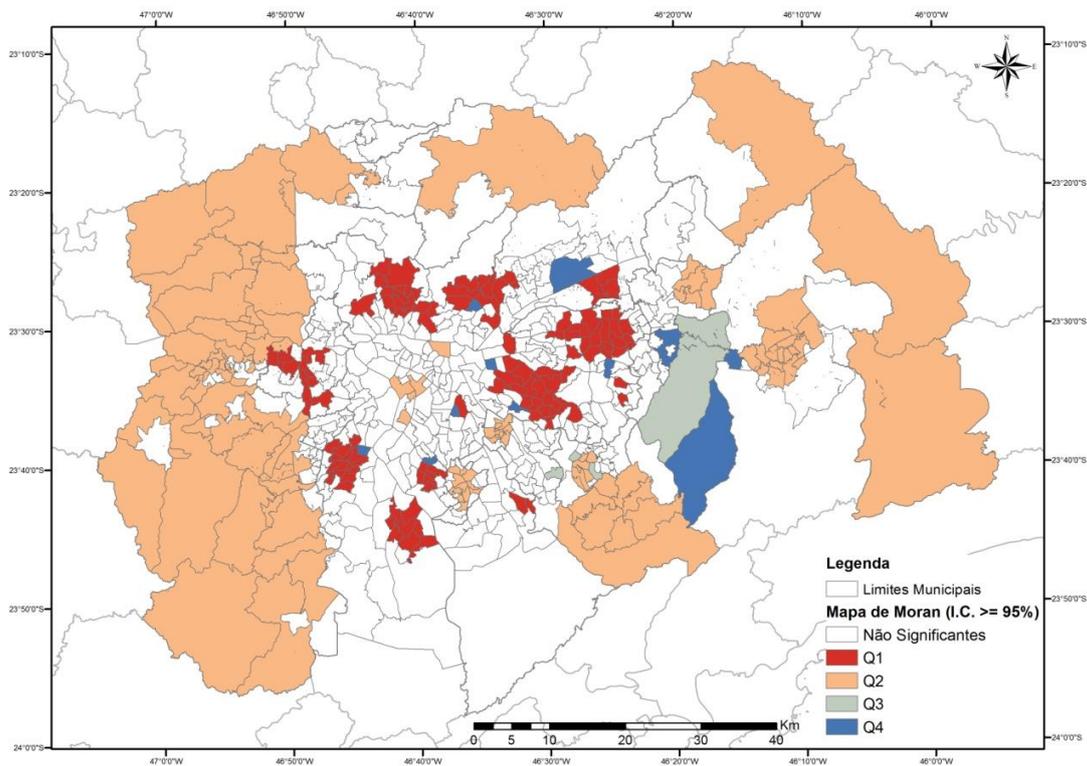


Figura 4.19- Mapa de Moran dos resíduos da regressão linear simples entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

Ao visualizar-se a distribuição dos coeficientes de determinação locais (R^2) resultantes da GWR para as áreas de ponderação da região de estudo (Figura 4.20), observa-se que com os dados de luzes foi possível explicar 50% ou mais da variação da população, indicadas nas áreas mais escuras do mapa. O valor de R^2 global da regressão de 0,75 indica uma melhora significativa em relação à regressão linear simples, de R^2 igual a 0,10.

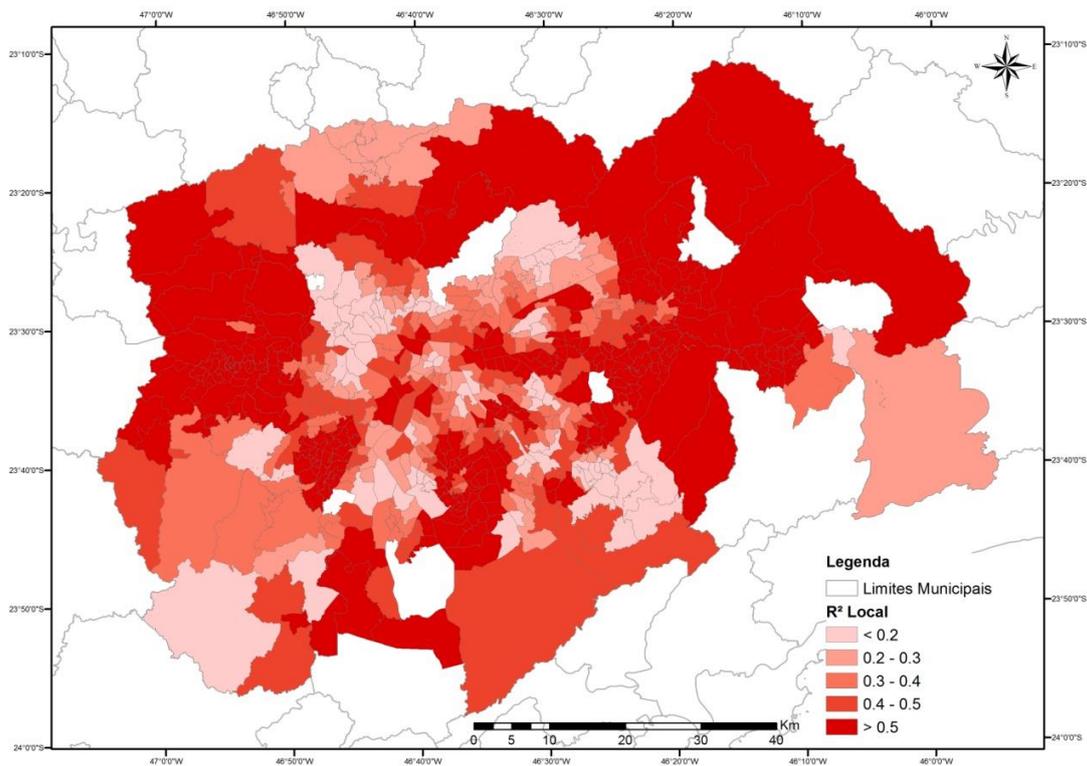


Figura 4.20 - Mapa dos coeficientes de determinação locais do modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

A Figura 4.21 apresenta o mapa dos coeficientes angulares locais (β_1) onde se evidencia a variação espacial da relação entre os dados de luzes do VIIRS e o total da população. Apenas 32,8% dos coeficientes da variável SPL foram estatisticamente significantes, a 5% de significância, conforme apresentados na Figura 4.22.

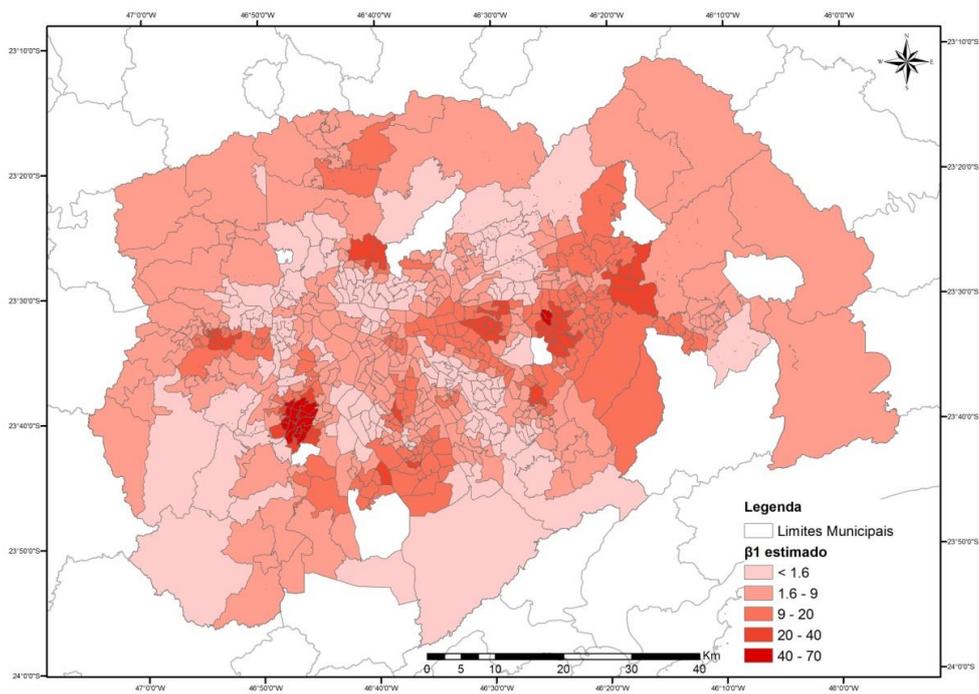


Figura 4.21 - Mapa de β_1 locais estimados no modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

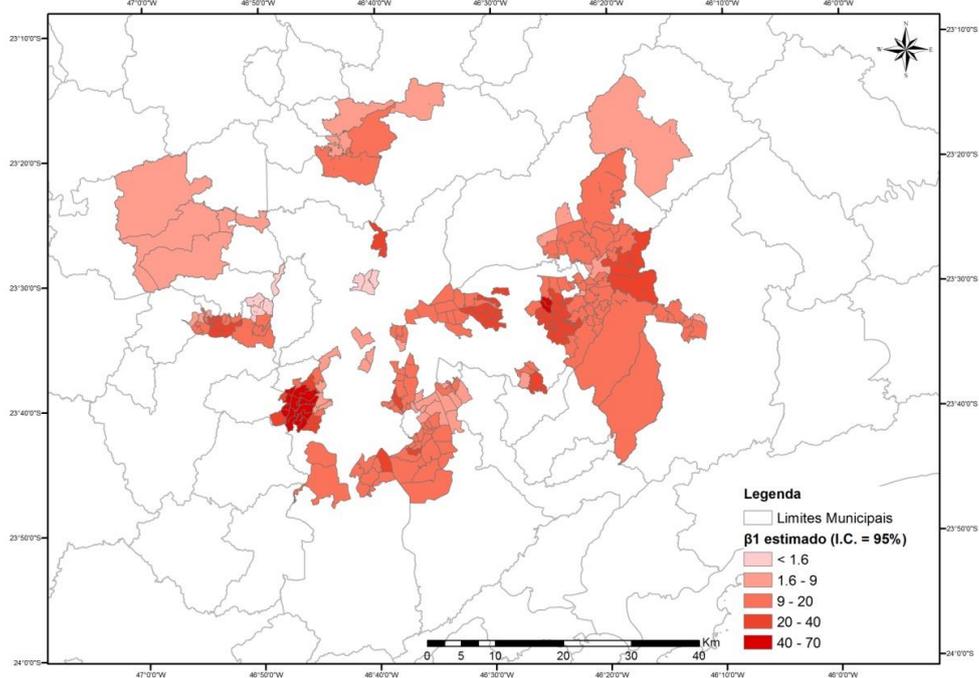


Figura 4.22 - Mapa de β_1 locais estimados considerando 5% de significância no modelo GWR entre a soma dos pixels de luzes e população total das áreas de ponderação da RMSP.

A variação espacial do β_1 local estimado indica diferentes padrões de ocupação urbana, isto é, onde o β_1 estimado é maior, existe um maior adensamento de ocupação urbana (poucas áreas abertas), e vice-versa, como mostra o exemplo da Figura 4.23.

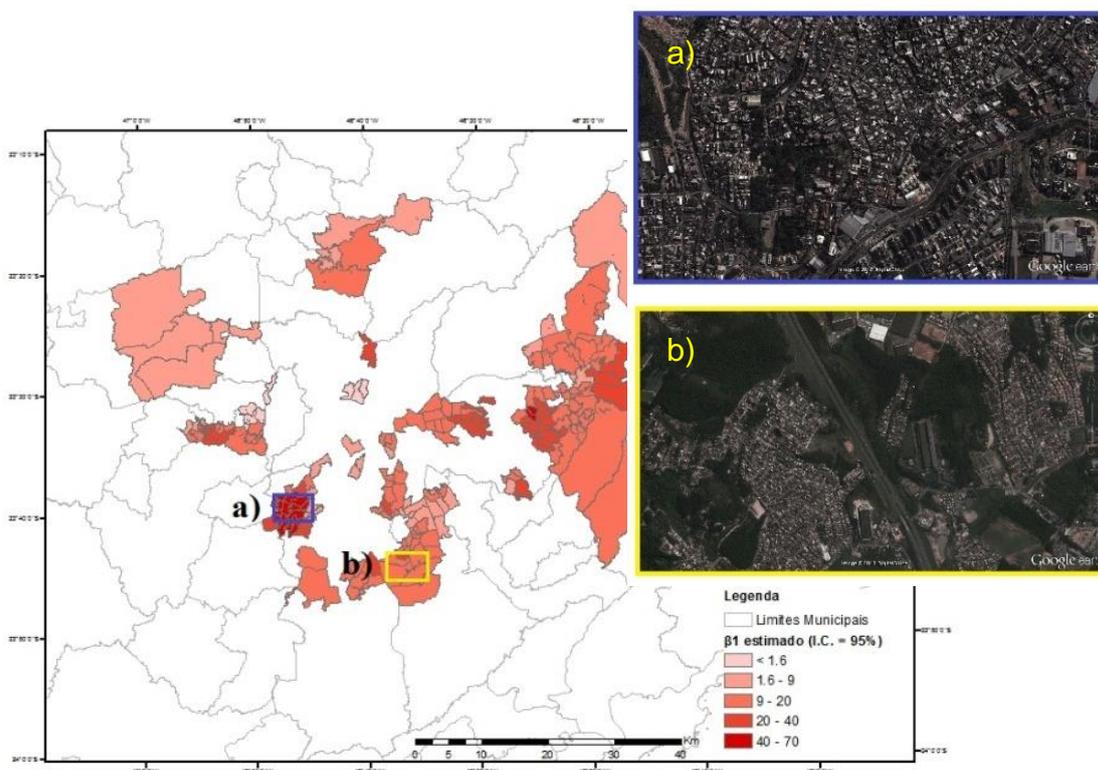


Figura 4.23 - Exemplo da associação entre β_1 local estimado e os diferentes padrões de ocupação urbana: a) Parte da região oeste do município de São Paulo; e b) Parte da região norte do município de São Bernardo do Campo. Detalhes das imagens obtidas do Google Earth.

De modo geral, considerando-se que a data de obtenção das variáveis diferiu em dois anos (população referente ao censo 2010 e imagens de luzes do VIIRS relativas a 2012), a estimação da população a partir das imagens de luzes do VIIRS apresentaram resultados consistentes. Esta análise baseia-se no cálculo do erro relativo do valor de população estimado pelo modelo em comparação ao valor de população obtido do censo 2010 para cada unidade de ponderação. As duas áreas de ponderação com os maiores erros negativos de estimativa (-40,38% e -39,50%), ou seja, onde o modelo subestimou a

população, encontram-se no município de Francisco Morato. Estas áreas caracterizam-se por uma região construída predominantemente urbana e outra região desocupada. Estas áreas urbanas são, em sua maioria, caracterizadas como de baixa renda e carentes de investimento público em infraestrutura, equipamentos urbanos e projetos sociais (MORAES, 2007). Com a baixa qualidade da iluminação pública, a intensidade das luzes será menor do que o esperado para a quantidade de moradores da região, o que pode justificar a subestimação da população pelo modelo.

Por sua vez, as duas áreas de ponderação que apresentaram os maiores erros positivos (116,43% e 105,12%), ou seja, locais em que o modelo superestimou a população, encontram-se no município de Cotia. Essa superestimativa pode ser atribuída ao fato de que na região destas duas áreas de ponderação existem diversos empreendimentos industriais que emitem luz durante a noite, contribuindo para um valor alto na estimativa, sem, contudo, possuírem população residente.

O erro geral das estimativas do modelo em relação ao valor observado no censo de 2010 foi de aproximadamente 5%. A porcentagem dos erros relativos das estimativas de população pela regressão espacial é apresentada estratificando-se em três classes (Li et al., 2013): de 0-25% considerando-se exatidão alta; de 25-50% exatidão moderada; e > 50% inexato (Tabela 4.3).

Tabela 4.3 - Níveis de exatidão da população estimada usando o modelo GWR.

Exatidão do erro relativo de população estimada por GWR		Áreas de ponderação (%)
Exatidão Alta	(0 - 25%)	77,87
Exatidão Moderada	(25 - 50%)	18,09
Inexato	(> 50%)	4,04

Do total das áreas de ponderação consideradas na regressão GWR, 77,87% das áreas apresentaram um desvio de até 25% na estimativa de população em relação ao valor observado pelo censo, 18,09% apresentaram um desvio entre

25% e 50% em relação ao valor observado. Por fim, apenas 4,04% das áreas de ponderação apresentaram desvios maiores do que 50%. Este resultado indica que os dados das imagens de luzes noturnas VIIRS apresentaram bom desempenho em estimar a população, considerando os dados utilizados e a variabilidade espacial deste estudo de caso.

Utilizando regressão linear simples, Sutton et al. (2001) estimaram a população de diversos países a partir de imagens de luzes noturnas do sensor OLS. O coeficiente de determinação (R^2) para o Brasil foi de 0,87, superestimando a população brasileira em 19%. Apesar dos valores de R^2 obtidos neste trabalho para a RMSP terem sido menores (0,10 e 0,75 utilizando regressão linear simples e GWR, respectivamente), o erro das estimativas, em geral, foi de aproximadamente 5%.

Também por regressão linear simples, Amaral et al. (2006) obtiveram R^2 maior que 0,82 entre as luzes noturnas do sensor OLS e os valores de população urbana para os anos de 1996 e 2000, considerando todos os municípios da Amazônia Legal Brasileira. Ainda que os contextos das áreas de estudo sejam muito diferentes, e as escalas e unidades de análise incomparáveis, o resultado de coeficientes de determinação foram semelhantes aos deste trabalho.

Mesmo que outros estudos tenham utilizado imagens de luzes noturnas para estimar a população de uma dada região (p. ex., ELVIDGE et al., 1997b; SUTTON et al., 2001; AMARAL et al., 2005; 2006), até o momento não se verificou resultados para abordagens na escala local, considerando unidades de análise como as deste trabalho.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com relação ao processo de intercalibração das imagens multitemporais do sensor OLS, o método proposto por Elvidge et al. (2009) apresentou uma fragilidade de aplicação, uma vez que a aplicação dos coeficientes originais às imagens não corrigiu as distorções e diferenças observadas na série temporal para a área de estudo. Desta forma, o método inicial precisou ser totalmente adaptado à região dos municípios do DFS-BR163, selecionando nova área de referência e calculando novos coeficientes. O resultado dessa adaptação, porém, foi satisfatório, atendendo às necessidades de aplicação deste trabalho.

O procedimento de melhoria do mosaico VIIRS permitiu a identificação das áreas relacionadas à ocupação e atividades humanas, eliminando pixels relacionados a ruídos, queimadas e a outras áreas que não as relacionadas à presença humana. Este procedimento mostrou-se extremamente eficaz e essencial para a execução das etapas seguintes. As áreas da classificação resultantes de todo o processo de melhoramento norteou as análises visuais e manuais para a seleção das manchas de luzes para as análises de regressão.

As estimativas de população do OLS para as manchas de luz dos municípios integrantes do DFS-BR163 apresentaram erros muitas vezes acima dos 20% e 30%. No entanto, esses erros puderam ser associados a fatores locais de algumas manchas de luz ou, então, a limitações inerentes ao sistema/sensor, como a saturação do brilho dos pixels nos centros urbanos mais consolidados. Por sua vez, as estimativas do sensor VIIRS apresentaram erros significativamente menores em relação aos do OLS, com erros geralmente iguais ou menores do que 20%, o que pode ser atribuído a três principais fatores: melhor resolução espacial; melhor resolução radiométrica; e a calibração do sensor a bordo da plataforma.

A capacidade de o sensor VIIRS em identificar e individualizar áreas de ocupação humana sugere o potencial de utilização das imagens desse sensor para estudos de distribuição espacial da população. Dados de luzes podem ser

suporte para superfícies confiáveis de distribuição da população no espaço, que são essenciais para uma gama de aplicações, incluindo as políticas públicas, no tocante ao planejamento da oferta de infraestrutura e serviços públicos demandados pela população.

Ainda, em muitos casos, especialmente na Amazônia Brasileira, os setores censitários não correspondem à real distribuição da população no espaço, tampouco concordam com outras estruturas espaciais de disponibilização de informações, de modo que diferentes fontes de dados necessitam ser integradas em uma estrutura espacial que concilie os diferentes arranjos espaciais, para somente então serem realizadas análises.

Amaral et al. (2002) discutem diversas formas de geração de superfícies de densidade populacional na Amazônia Brasileira, desde métodos univariados, como a krigeagem (MATHERON, 1963) e o picnofilático de Tobler (TOBLER, 1979b), a métodos multivariados, como o dasimétrico (MARTIN, 1996). Este último, especificamente, foi utilizado por Amaral et al. (2012b) ao elaborar uma superfície de distribuição espacial de população para a Amazônia Brasileira.

A metodologia utilizada por Amaral et al. (2012b) pressupõe que para áreas com mais de 99% de corpos d'água e/ou floresta, não existe população associada; a presença ou ausência de população no espaço podem ser indicadas por algumas variáveis utilizadas no modelo (distância a vias, distância a rios, distância a localidades, cobertura de floresta e declividade); o resultado é uma superfície do potencial de ocorrência de população, redistribuindo estes valores no espaço. O resultado final foi apresentado em uma base celular (TOBLER, 1979a; COUCLELIS, 1985) de células equilaterais de 2 x 2 km. A consideração das manchas de luz provenientes do VIIRS como possíveis indicadoras de presença de população pode aprimorar o resultado obtido pelos autores.

Essas informações podem ser muito úteis também aos órgãos governamentais, como, por exemplo, o IBGE. A consideração das manchas de luz como

pressuposto de presença de população pode auxiliar o planejamento das pesquisas demográficas de larga escala, como são os Censos Demográficos, direcionando os agentes de pesquisa de campo, ou recenseadores, às localidades e aos aglomerados de população, auxiliando a completude dos censos.

Recentemente, o IBGE disponibilizou o produto Grade Estatística (IBGE, 2015), representando um grande avanço na disseminação oficial de informações estatísticas advindas dos censos (BUENO, 2014), em células equilaterais de 1 km em áreas rurais e 200 m em áreas urbanas. Ainda que informações técnicas sobre a geração das estatísticas presentes nas células dessa grade não tenham sido disponibilizadas pelo Instituto até o presente momento, as manchas de luzes do VIIRS poderiam também auxiliar no processo de produção dessa grade, eventualmente aprimorando a desagregação das informações presentes nos setores censitários.

Este trabalho realiza, também, uma abordagem baseada em estatística espacial para avaliar o potencial das imagens de luzes do VIIRS em estimar a população de pequenas áreas, consideradas intraurbanas neste caso, para a RMSP. A utilização de uma técnica de regressão linear simples não foi suficiente para observar alguma relação entre as imagens de luzes noturnas do VIIRS e os dados de população oficiais. No entanto, ao se considerar a heterogeneidade espacial incluída na técnica de regressão através do emprego da GWR, apresentam-se algumas contribuições relevantes:

- a) Ao se modelar fenômenos contínuos distribuídos no espaço, deve-se verificar a existência de autocorrelação espacial das variáveis para que os resultados não sejam viesados. Neste caso, a análise dos resíduos da regressão linear simples indicou a presença da autocorrelação espacial, o que permitiu modelar a relação dos dados de luzes noturnas como inferência de população urbana pelo modelo de regressão espacial GWR.

- b) Observou-se a relação entre as variáveis luzes noturnas e população residente, indicada por um R^2 global de 0,75 e por valores de população estimada consistentes com os dados censitários oficiais observados, ainda que somente um terço dos coeficientes tenham se apresentado estatisticamente significantes.
- c) Das análises dos mapas dos coeficientes da GWR, verificou-se que as intensidades desses coeficientes estão diretamente relacionadas aos padrões de adensamento populacional no espaço.

Com base na observação de que apenas 32,8% dos coeficientes da regressão terem sido estatisticamente significantes, sugere-se a alteração da unidade de análise para outra mais generalizada (p. ex., distritos da RMSP) para uma possível melhor adequação do modelo, mantendo ainda a escala local e intraurbana.

Assim, este trabalho indica uma possibilidade do uso de dados de luzes para estimativas populacionais. Contribui-se também para registrar o potencial das imagens de luzes noturnas OLS e VIIRS tanto em escala global, quanto em escala local, podendo auxiliar os modelos de estimativa anual da população, desde que sejam consideradas suas particularidades e heterogeneidade espacial, de acordo com a escala de análise e peculiaridades regionais.

Em síntese, este trabalho explorou o uso de dados de sensoriamento remoto de luzes noturnas enquanto ferramenta auxiliar para prover estimativas e identificar a distribuição de população em duas escalas e territórios diferenciados. Apesar de a maioria dos estudos envolvendo os sensores OLS e VIIRS tratarem especificamente de relações de luzes noturnas com população urbana, deste trabalho pôde-se verificar que sensores de luzes mais refinados permitem identificar núcleos populacionais não necessariamente considerados urbanos pelos institutos governamentais. Os resultados para a região Amazônica, confrontados com verificações de campo, ao mesmo tempo em que ressaltam as limitações da detecção por luzes, sustentam a identificação

de pequenas áreas e ocupações. Ressalta-se, porém, que este trabalho se limitou a produzir dados mosaico de luzes confiáveis e explorar inicialmente as relações com estimativas de população. O foco na RMSP permitiu apresentar as primeiras discussões acerca da distribuição da população, estritamente urbana neste caso, em uma unidade de análise inédita. A discussão acerca dos padrões de urbanização associados à ocupação do espaço detectado por luzes noturnas deverá ser realizada em estudos futuros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

AKAIKE, H. Information theory and an extension of maximum likelihood principle. In: PETROV B. N.; CSAKI, F. (Eds.). **Second International Symposium on Information Theory**. Budapest: Akademiai Kiado, 1973, p. 267-281.

ALVES, H. P. F.; ALVES, C. D.; PEREIRA, M. N.; MONTEIRO, A. M. V. Dinâmicas de urbanização na hiperperiferia da metrópole de São Paulo: análise dos processos de expansão urbana e das situações de vulnerabilidade socioambiental em escala intraurbana. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 27, n. 1, p. 141-159, 2010.

ALMEIDA, C. M.; OLIVEIRA, C. G.; RENNÓ, C. D.; FEITOSA, R. Q. **Population estimates in informal settlements using object-based image analysis and 3D modeling**. ICEO-IEEE Earthzine, 16 ago. 2011, Disponível em: <<http://earthzine.org/2011/08/16/population-estimates-in-informal-settlements-using-object-based-image-analysis-and-3d-modeling/>>. Acesso em: 04 nov. 2015.

AMARAL, S.; MONTEIRO, A. M. V.; CÂMARA, G.; QUINTANILHA, J. A. Interpoladores espaciais para geração de superfícies de densidade populacional na Amazônia Brasileira: problemas e perspectivas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE GEOINFORMÁTICA, 4., 2002, Caxambu. **Anais...** Belo Horizonte: Sociedade Brasileira de Computação (SBC), 2002. p. 73-82. ISBN 85-88442-43-4. Disponível em:<<http://urlib.net/8JMKD3MGP8W/3GTEMJB>>. Acesso em: 27 nov. 2015. (INPE-9512-PRE/5165).

AMARAL, S. **Geoinformação para estudos demográficos**: representação espacial de dados de população na Amazônia Brasileira. 2003. 166 p. Tese (Doutorado em Engenharia de Transportes) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo. 2003.

AMARAL, S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A. M. V.; QUINTANILHA, J. A.; ELVIDGE, C. D. Estimating population and energy consumption in Brazilian Amazonia using DMSP night-time satellite data. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 29, n. 2, p. 179-195, 2005.

AMARAL, S.; MONTEIRO, A. M. V.; CAMARA, G.; QUINTANILHA, J. A. DMSP/OLS night-time light imagery for urban population estimates in the Brazilian Amazon. **International Journal of Remote Sensing**, v. 27, n. 5, p. 855-870, 2006.

AMARAL, S.; ESCADA, M. I. S.; ANDRADE, P. R.; ALVES, P. A.; PINHEIRO, T. F.; PINHO, C. M. D.; MEDEIROS, L. C. C.; SAITO, E. A.; RABELO, T. N. **Da canoa à rabeta: estrutura e conexão das comunidades ribeirinhas do Tapajós (PA)**. Pesquisa de Campo Jun/Jul de 2009. São José dos Campos: INPE, 2009. 30p. (INPE-16574-RPQ/827). Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtcm18@80/2009/09.11.18.27>>. Acesso em: 05 fev. 2014.

AMARAL, S.; BRIGATTI, N.; DAL'ASTA, A. P.; ESCADA, M. I. S.; SOARES, F. R. **"Tem fofoca na currutela" Núcleos urbanizados e uso da terra de Alta Floresta (MT) ao Crepurizão (PA) na Transgarimpeira**. São José dos Campos: INPE, 2012a. 58 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2012/02.10.17.29-RPQ). Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3BBJ3K5>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

AMARAL, S.; GAVLAK, A. A.; ESCADA, M. I. S.; MONTEIRO, A. M. V. Using remote sensing and census tract data to improve representation of population spatial distribution: case studies in the Brazilian Amazon. **Population and Environment**, v. 34, n. 4, p. 142-170, 2012b.

AMARAL, S.; DAL'ASTA, A. P.; BRIGATTI, N.; PINHO, C. M. D.; MEDEIROS, L. C. C.; ANDRADE, P. R.; PINHEIRO, T. F.; ALVES, P. A.; ESCADA, M. I. S.; MONTEIRO, A. M. V. Comunidades ribeirinhas como forma socioespacial de expressão urbana na Amazônia: uma tipologia para a região do Baixo Tapajós (Pará-Brasil). **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 30, n. 2, p. 367-399, 2013.

AMARAL, S.; DÓRIA, V. E. M.; DAL'ASTA, A. P.; MONTEIRO, A. M. V. Luzes noturnas do sensor VIIRS para a identificação de atividades humanas na Amazônia Brasileira: observações de uma região na Transamazônica (PA). In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 17., 2015, João Pessoa, PB, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015, p. 2285-2292.

ANSELIN, L. Local Indicators of Spatial Association – LISA. **Geographical Analysis**, v. 27, n. 2, p. 93-115, 1995.

ANSELIN, L. The Moran scatterplot as ESDA tool to assess local instability in spatial association. In: FISHER, M.; SCHOLTEN, H. J.; UNWIN, D. **Spatial analytical perspectives on GIS**. London: Taylor and Francis, 1996, p. 111-125.

BALL, G. H.; HALL, D. J. **ISODATA, a novel method of data analysis and pattern classification**. Menlo Park: Stanford Research Institute, 1965. 79 p. (Technical Report AD0699616).

BAUGH, K.; HSU, F. C.; ELVIDGE, C.; ZHINZHIN, M. Nighttime lights composing using the VIIRS Day-Night Band: preliminary results. **Proceedings of the Asia-Pacific Advanced Network**, v. 35, p. 70-86, 2013.

BECKER, B. K. Undoing Myths: The Amazon - An Urbanized forest. In: CLÜSENER, G. M.; SACHS, I. (Ed.). **Brazilian Perspectives on sustainable development of the Amazon region** - Man and Biosphere Series. v. 15. Paris: UNESCO and Parthenon Publish Group Limited, 1995, p. 53-89.

BRITO, L. P. G.; CAVENAGHI, S.; JANUZZI, P. M. Estimativas e projeções populacionais para pequenos domínios. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 27, n. 1, p. 35-57, 2010.

BRUNSDON, C.; FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M. E. Geographically Weighted Regression: a method for exploring spatial nonstationarity. **Geographical Analysis**, v. 28, n. 4, p. 281-298, 1996.

BUENO, M. C. D. **Grade estatística: uma abordagem para ampliar o potencial analítico de dados censitários**. 2014. 239 p. Tese (Doutorado em Demografia) – Instituto de Filosofia e Ciências Humanas da Universidade Estadual de Campinas, Campinas. 2014.

CAO, C.; XIONG, X.; WOLFE, R.; De LUCCIA, F.; LIU, Q.; BLONSKI, S.; LIN, G.; NISHIHAMA, M.; POGORZALA, D.; OUDRARI, H. **Visible/Infrared Imager Radiometer Suite (VIIRS) Sensor Data Record (SDR) user's guide**. Washington: NOAA, 2013. 40 p. (Technical Report NESDIS 142). Disponível em:
<https://cs.star.nesdis.noaa.gov/pub/NCC/UsersGuideVIIRS/VIIRS_SDR_USE_RS_GUIDE_NOAA_TechReport142.pdf>. Acesso em: 02 jun. 2013.

CAO, C.; De LUCCIA, F.; XIONG, X.; WOLFE, R.; WENG, F. Early on-orbit performance of the Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) onboard the Suomi National Polar-orbiting Partnership (S-NPP) satellite. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 52, n. 2, p. 1142-1156, 2014.

CAO, X.; CHEN, J.; IMURA, H.; IGASHI, O. A SVM-based method to extract urban areas from DMSP-OLS and SPOT VGT data. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n. 10, p. 2205-2209, 2009.

CHOWDHURY, P. K. R.; MAITHANI, S.; DADHWAL, V. K. Estimation of urban population in Indo-Gangetic Plains using night-time OLS data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 33, n. 8, p. 2498-2515, 2012.

COUCLELIS, H. Cellular worlds: a framework for modelling micro-macro dynamics. **Environment and Planning A**, v. 17, n. 5, p. 585-596, 1985.

CROFT, T. A. Nighttime images of the earth from space. **Scientific American**, v. 238, p. 68-79, 1978.

DAL'ASTA, A. P.; GAVLAK, A. A.; ESCADA, M. I. S.; BRIGATTI, N.; AMARAL, S. **Núcleos de ocupação humana e usos da terra entre Santarém e Novo Progresso, ao longo da BR-163 (PA)**. São José dos Campos: INPE, 2011. 52 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2011/03.29.14.21-RPQ). Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/39DRJ9B>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

DAL'ASTA, A. P.; BRIGATTI, N.; AMARAL, S.; ESCADA, M. I. S.; MONTEIRO, A. M. V. Identifying spatial units of human occupation in the Brazilian Amazon using Landsat and CBERS multi-resolution imagery. **Remote Sensing**, v. 4, n. 1, p. 68-87, 2012.

DAL'ASTA, A. P.; SOUZA, A. R.; PINHO, C. M. D.; SOARES, F. R.; REGO, G. F. J.; SIQUEIRA, J. M.; ESCADA, M. I. S.; BRIGATTI, N.; AMARAL, S.; CAMILOTTI, V. L.; DÓRIA, V. E. M. **As comunidades de terra firme do sudoeste do Pará: população, infraestrutura, serviços, uso da terra e conectividades**. São José dos Campos: INPE, 2014. 96 p. (sid.inpe.br/mtc-m21b/2014/08.21.13.24-RPQ). Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP5W34M/3GSJS3L>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

DHODHI, M. K.; SAGHRI, J. A.; AHMAD, I.; UL-MUSTAFA, R. D-ISODATA: a distributed algorithm for unsupervised classification of remotely sensed data on network of workstations. **Journal of Parallel and Distributed Computing**, v. 59, n. 2, p. 280-301, 1999.

DOLL, C. N. H. **CIESIN thematic guide to night-time light remote sensing and its applications**. Palisades: Center for International Earth Science Information Network of Columbia University, 2008. 41 p. Disponível em: <http://sedac.ciesin.columbia.edu/tg/guide_main.jsp>. Acesso em: 16 abr. 2013.

DOLL, C. N. H.; MULLER, J.; MORLEY, J.-P. G. Mapping regional economic activity from night-time light satellite imagery. **Ecological Economics**, v. 57, n. 1, p. 75-92, 2006.

DOLL, C. N. H.; PACHAURI, S. Estimating rural populations without access to electricity in developing countries through night-time light satellite imagery. **Energy Policy**, v. 38, n. 10, p. 5661-5670, 2010.

ELVIDGE, C. D.; BAUGH, K. E.; KIHN, E. A.; KROEHL, H. W.; DAVIS, E. R. Mapping city lights with nighttime data from the DMSP Operational Linescan System. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 63, n. 6, p. 727-734, 1997a.

ELVIDGE, C. D.; BAUGH, K. E.; KIHN, E. A.; KROEHL, H. W.; DAVIS, E. R. Relation between satellite observed visible-near infrared emissions, population, economic activity and electric power consumption. **International Journal of Remote Sensing**, v. 18, n. 6, p. 1373-1379, 1997b.

ELVIDGE, C. D.; BAUGH, K. E.; DIETZ, J. B.; BLAND, T.; SUTTON, P. C.; KROEHL, H. W. Radiance calibration of DMSP-OLS low-light imaging data of human settlements. **Remote Sensing of Environment**, v. 68, n. 1, p. 77-88, 1999.

ELVIDGE, C. D.; IMHOFF, M. L.; BAUGH, K. E.; HOBSON, V. R.; NELSON, I.; SAFRAN, J.; DIETZ, J. B.; TUTTLE, B. T. Night-time lights of the world: 1994-1995. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 56, n. 2, p. 81-99, 2001.

ELVIDGE, C. D.; SAFRAN, J.; NELSON, I. L.; TUTTLE, B. T.; HOBSON, V. R.; BAUGH, K. E.; DIETZ, J. B.; ERWIN, E. H. Area and positional accuracy of DMSP nighttime lights data. In: LUNETTA, R. S.; LYON, J. G. (Eds.). **Remote sensing and GIS accuracy assessment**. New York: CRC Press, 2004. Cap. 20, p. 281-292.

ELVIDGE, C. D.; ZISKIN, D.; BAUGH, K. E.; TURTTLE, T. B.; GHOSH, T.; PACK, D. W.; ERWIN, E. H.; ZHIZHIN, M. A fifteen year record of global natural gas flaring derived from satellite data. **Energies**, v. 2, n. 3, p. 595-622, 2009.

ELVIDGE, C. D.; SUTTON, P. C.; BAUGH, K. E.; ZISKIN, T.; GHOSH, T.; ANDERSON. **National trends in satellite observed lighting: 1992–2009**. NGDC/NOAA, 2010. Disponível em: <ftp://ftp.ngdc.noaa.gov/DMSP/national_trends/remotesensing-7760-2.docx>. Acesso em: 04 ago. 2014.

ELVIDGE, C. D.; BAUGH, K.; ZHINZHIN, M.; HSU, F. C. Why VIIRS data are superior to DMSP for mapping nighttime lights. **Proceedings of the Asia-Pacific Advanced Network**, v. 35, p. 62-69, 2013.

ESCADA, M. I. S.; AMARAL, S.; RENNÓ, C. D.; PINHEIRO, T. F. **Levantamento do uso e cobertura da terra e da rede de infra-estrutura no distrito florestal da BR-163**. São José dos Campos: INPE, 2009. 52 p. (INPE-15739-RPQ/824). Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m18@80/2009/04.24.14.45>>. Acesso em: 05 fev. 2014.

ESCADA, M. I. S.; DAL'ASTA, A. P.; SOARES, F. R.; ANDRADE, P. R.; PONHO, C. M. D.; MEDEIROS, L. C. C.; CAMILOTTI, V. L.; DOS SANTOS, J. N. A.; FERREIRA, V. C.; AMARAL, S. **Infraestrutura, serviços e conectividade das comunidades ribeirinhas do Arapiuns, PA**. São José dos Campos: INPE, 2013. 121 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2013/04.29.14.32-RPQ).

Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3E2NF9P>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

FORESTI, C. **Estimativas populacionais e de crescimento de áreas urbanas no Estado de São Paulo, com utilização de imagens Landsat**. 1978. 115 p. (sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.15.23.18-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 1978. Disponível em: <<http://urlib.net/sid.inpe.br/iris@1912/2005/07.15.23.18>>. Acesso em: 27 nov. 2015.

FORESTI, C. Environmental impact of the urban growth on the western Sao Paulo Metropolitan area. In: International Congress of Photogrammetry and Remote Sensing, 16., 1988, Kyoto, Japan. **Proceedings...** Kyoto: ISPRS, 1988, p. 516-524.

FORSTER, B. Some urban measurements from Landsat data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 49, n. 12, p. 1693-1707, 1983.

FOSTER, J. L. Observations of the Earth using nighttime visible imagery. In: Optical Engineering for Cold Environments, 0414., 1983, Arlington, EUA. **Anais...** Arlington: SPIE, 1983. p. 187-193.

FOTHERINGHAM, A. S.; CHARLTON, M.; BRUNSDON, C. Two techniques for exploring non-stationary in geographical data. **Geographical Systems**, v. 4, p. 59-82, 1997.

FROLKING, S.; MILLIMAN, T.; SETO, K. C.; FRIEDL, M. A. A global fingerprint of macro-scale changes in urban structure from 1999 to 2009. **Environmental Research Letters**, v. 8, n. 2, p. 1-10, 2013.

GAVLAK, A. A. **Padrões de mudança de cobertura da terra e dinâmica populacional no Distrito Florestal Sustentável da BR-163: população, espaço e ambiente**. 2011. 155 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2011/08.02.16.24-TDI). Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos. 2011. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/3A7C3ML>>. Acesso em: 27 nov. 2015.

HAN, P.; HUANG, J.; LI, R.; HU, Y.; WANG, J.; HUANG, W. Monitoring trends in light pollution in China based on nighttime satellite imagery. **Remote Sensing**, v. 6, n. 6, p. 5541-5558, 2014,

HENDERSON, M.; YEH, E. T.; GONG, P.; ELVIDGE, C.; BAUGH, K. Validation of urban boundaries derived from global night-time satellite imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 24, n. 3, p. 595-609, 2003.

HARVEY, J. T. Population estimation models based on individual TM pixels. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 68, n. 11, p. 1181-1192, 2002.

HE, C.; MA, Q.; LI, T.; YANG, Y.; LIU, Z. Spatiotemporal dynamics of electric power consumption in Chinese Mainland from 1995 to 2008 modeled using DMSP/OLS stable nighttime lights data. **Journal of Geographical Sciences**, v. 22, n. 1, p. 125-136, 2012.

HSU, S. Population Estimates. **Photogrammetric Engineering**, v. 37, n. 5, p. 449-454, 1971.

IMHOFF, M. L.; LAWRENCE, W. T.; STUTZER, D. C.; ELVIDGE, C. D. A technique for using composite DMSP/OLS "city lights" satellite data to map urban area. **Remote Sensing of Environment**, v. 61, n. 3, p. 361-370, 1997.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Contagem da População 2007**. Rio de Janeiro, 2007. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/contagem2007/contagem.pdf>>. Acesso em: 02 ago.2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Censo Demográfico**. Rio de Janeiro, 2010a. Disponível em: <<http://censo2010.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 17 fev.2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Descrição das variáveis**. Microdados da amostra do Censo Demográfico de 2010. Rio de Janeiro, 2010b. 73 p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Estimativas de População**. Rio de Janeiro, 2012. Disponível em: <<http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/estimativa2012/default.shtm>>. Acesso em: 12.jun.2015.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Grade Estatística**: guia de utilização. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: <ftp://geoftp.ibge.gov.br/malhas_digitais/censo_2010/grade_estatistica/ge_guia_utilizacao.pdf>. Acesso em: 01 set. 2015.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS (INPE). **Portal do Monitoramento de Queimadas e Incêndios**. São José dos Campos, 2012. Disponível em: <<http://www.inpe.br/queimadas>>. Acesso em: 02 fev.2014.

IISAKA, J.; HEGEDUS, E. Population estimation from Landsat imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 12, n. 4, p. 259-272, 1982;

- JENSEN, J. R.; COWEN, D. C. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socio-economic attributes. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 65, n. 5, p. 611-622, 1999.
- JOSHI, P. K.; BAIRWA, B. M.; SHARMA, R.; SINHA, V. S. P. Assessing urbanization patterns over India using temporal DMSP-OLS night-time satellite data. **Current Science**, v. 100, n. 10, p. 1479-1482, 2011.
- KURKDJIAN, M. L. N. O. **Sensoriamento remoto orbital**: um instrumento para monitorar o crescimento urbano. In: ENCONTRO NACIONAL SOBRE CRESCIMENTO URBANO, 1987, Recife, Brasil. **Anais...** Recife: Fundação Joaquim Nabuco, 1987. 6 p. (INPE-4456-PRE/1287).
- LEE, T. E.; MILLER, S. D.; TURK, F. J.; SCHUELER, C.; JULIAN, R.; DEYO, S.; DILLS, P.; WANG, S. The NPOESS VIIRS day/night visible sensor. **Bulletin of the American Meteorological Society**, v. 87, n. 2, p. 191-199, 2006.
- LEFEBVRE, H. Da cidade à sociedade urbana. In: _____. **A revolução urbana**. Belo Horizonte: UFMG, 1999, p. 13-30.
- LETU, H.; HARA, M.; YAGI, H.; NAOKI, K.; TANA, G.; NISHIO, F.; SHUHEI, O. Estimating energy consumption from night-time DMPS/OLS imagery after correcting for saturation effects. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 16, p. 4443-4458, 2010.
- LETU, H.; HARA, M.; TANA, G.; NISHIO, F. A saturated light correction method for DMSP/OLS nighttime satellite imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v. 50, n. 2, p. 389-396, 2012.
- LEVIN, N.; DUKE, Y. High spatial resolution night-time light images for demographic and socio-economic studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 119, p. 1-10, 2012.
- LI, X.; XU, H.; CHEN, X.; LI, C. Potential of NPP-VIIRS nighttime light imagery for modeling the regional economy of China. **Remote Sensing**, v. 5, p. 3057-3081, 2013.
- LIU, Z.; HE, C.; ZHANG, Q.; HUANG, Q.; YANG, Y. Extracting the dynamics of urban expansion in China using DMSP-OLS nighttime light data from 1992 to 2008. **Landscape and Urban Planning**, v. 106, n. 1, p. 62-72, 2012.
- LO, C. P.; WELCH, R. Chinese urban population estimates. **Annals of the Association of American Geographers**, v. 67, n. 2, p. 246-253, 1977.
- LO, C. P. Modeling the population of China using DMSP Operational Linescan System nighttime data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 67, n. 8, p. 1037-1047, 2001.

MA, T.; ZHOU, C.; PEI, T.; HAYNIE, S.; FAN, J. Quantitative estimation of urbanization dynamics using time series of DMSP/OLS nighttime light data: a comparative case study from China's cities. **Remote Sensing of Environment**, v. 124, p. 99-107, 2012.

MACQUEEN, J. B. Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. In: BERKELEY SYMPOSIUM ON MATHEMATICAL STATISTICS AND PROBABILITY, 5., 1967, Bekerley. **Proceedings...** Berkeley: University of California Press, 1967. v. 1, p. 281-297.

MARTIN, D. **Geographic Information Systems and their socioeconomic applications**. London: Routledge, 1996.

MATHERON, G. Principles of geostatistics. **Economic Geology**, v. 58, n. 8, p. 1246-1266, 1963.

MEYER, R. M. P.; GROSTEIN, M. D.; BIDERMAN, C. **São Paulo metrópole**. São Paulo: Edusp, 2004, 296 p.

MILLER, S. D.; MILLS, S. P.; ELVIDGE, C. D.; LINDSAY, D. T.; LEE, T. F.; HAWKINS, J. D. Suomi satellite brings to light a unique frontier of nighttime environmental sensing capabilities. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 109, n. 39, p. 15706-15711, 2012.

MINISTÉRIO DO MEIO AMBIENTE (MMA). **Plano de Ação 2006-2007**: Grupo de trabalho interinstitucional do Distrito Florestal Sustentável da BR-163. Brasília: MMA, 2006. 27 p.

MONTE-MÓR, R. L. de M. Urbanização extensiva e lógicas de povoamento: um olhar ambiental. In: SANTOS, M.; SOUZA, M. A.; SILVEIRA, M. L. (Eds.). **Território**: Globalização e fragmentação. São Paulo: Hucitec/Anpur, 1994, p. 169-181.

MORAES, C. A. **A periferização da pobreza e da degradação sócio-ambiental na Região Metropolitana de São Paulo, o caso de Francisco Morato**. 2007. 142 p. Dissertação (Mestrado em Planejamento Urbano e Regional) - Faculdade de Arquitetura e Urbanismo da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2007.

NAKAYA, T.; CARLTON, M.; LEWIS, P.; BRUNSDON, C.; YAO, J.; FOTHERINGHAM, S. **GWR4 User Manual**. Arizona, US: ASU, 2014. 39 p. Disponível em:

<https://geodacenter.asu.edu/drupal_files/gwr/GWR4manual.pdf>. Acesso em: 10.jun.2015.

NATIONAL AERONAUTICS AND SPACE ADMINISTRATION (NASA).

Defense Meteorological Satellites Program (DMSP) series. 2003. Disponível em: <<http://heasarc.nasa.gov/docs/heasarc/missions/dmsp.html>>. Acesso em: 21 fev. 2014.

PANDEY, B.; JOSHI, P. K.; SETO, K. C. Monitoring urbanization dynamics in India using DMSP/OLS night time lights and SPOT-VGT data. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 23, p. 46-61, 2013.

PEREIRA, M. N.; KURKDJIAN, M. L. N. O.; FORESTI, C.; LIMA, U. M. B. Aplicações de composições multitemporais obtidas a partir de dados Landsat no estudo do crescimento urbano. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), 3., 1984, Rio de Janeiro, Brasil. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 1984, 19 p.

PEREIRA, M. N.; GONÇALVES, C. D. A. B.; SOUZA, I. M.; GARCIA, S.; PORTELA, A. G.; ALMEIDA, C. M.; ROSEMBACK, R.; FLORENZANO, T. G. **Uso de imagens de satélite como subsídio ao estudo do processo de urbanização.** São José dos Campos: INPE, 2005; 39 p.

PINHO, C. M. D.; MEDEIROS, L. C. C.; LOBO, F. L.; SILVA, M.; ESCADA, M. I. S.; AMARAL, S. **Infraestrutura, conectividade e padrões de ocupação no sul do Pará** - pesquisa de campo setembro de 2009. São José dos Campos: INPE, 2010. 58 p. (sid.inpe.br/mtc-m19/2010/09.13.22.33-RPQ). Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/388SBJL>>. Acesso em: 10 dez. 2014.

POWELL, R. L.; ROBERTS, D.; HESS, L. Long-term monitoring of urbanization in the Brazilian Amazon using optical remote sensing. In: HUMAN DIMENSIONS OF GLOBAL CHANGE CONFERENCE, 2001, Rio de Janeiro, Brazil. **Electronic Proceedings...** 2001, p. 6-8. Disponível em: <http://sedac.ciesin.org/openmeeting/downloads/1005702838_presentation_rpowell_rioposter.pdf>. Acesso em: 06 nov. 2015.

R CORE TEAM. **R: A language and environment for statistical computing.** Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2014. Disponível em <<http://www.R-project.org/>>.

REDE INTERAGENCIAL DE INFORMAÇÃO PARA A SAÚDE (RIPSA). **Indicadores básicos para a saúde no Brasil: conceitos e aplicações.** Brasília: Organização Pan-Americana de Saúde, 2. ed. 2008. 349 p.

SATHLER, D.; MONTE-MÓR, R. L.; CARVALHO, J. A. M. As redes para além dos rios: urbanização e desequilíbrios na Amazônia brasileira. **Nova Economia**, v. 19, n. 1, p. 11-39, 2009.

SCHNEIDER, A.; FRIEDL, M. A.; POTERE, D. A new map of global urban extent from MODIS satellite data. **Environmental Research Letters**, v. 4, n. 4, p. 1-11, 2009.

SCHNEIDER, A.; FRIEDL, M. A.; POTERE, D. Mapping global urban areas using MODIS 500-m data: new methods and datasets based on 'urban ecoregions'. **Remote Sensing of Environment**, v. 114, n. 8, p. 1733-1746, 2010.

SCHUELER, C. F.; LEE, T. F.; MILLER, S. D. VIIRS constant spatial-resolution advantages. **International Journal of Remote Sensing**, v. 34, n. 16, p. 5761-5777, 2013.

SHERBININ, A. de; BALK, D.; YAGER, K.; JAITEH, M.; POZZI, F.; GIRI, C.; WANNEBO, A. **A CIESIN thematic guide to social science applications of remote sensing**. Palisades, NY: Center for International Earth Science Information Network (CIESIN) of Columbia University, 2002. 68 p. Disponível em: <http://sedac.ciesin.columbia.edu/tg/guide_main.jsp>. Acesso em: 22 fev. 2014.

SMALL, C.; POZZI, F.; ELVIDGE, C. D. Spatial analysis of global urban extent from DMSP-OLS night lights. **Remote Sensing of Environment**, v. 96, n. 3-4, p. 277-291, 2005.

SMALL, C.; ELVIDGE, C. D. Mapping decadal change in anthropogenic night light. **Procedia Environmental Sciences**, v. 7, p. 353-358, 2011.

SMALL, C.; ELVIDGE, C. D. Night on Earth: Mapping decadal changes of anthropogenic night light in Asia. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, v. 22, p. 40-52, 2013.

SMALL, C.; ELVIDGE, C. D.; BAUGH, K. Mapping Urban Structure and Spatial Connectivity with VIIRS and OLS Night Light Imagery. In: 2013 Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE), 2013, São Paulo, Brasil. **Anais...** São Paulo: IEEE, 2013, p. 230-233.

SOUZA, I. M. **Análise do espaço intra-urbano para estimativa populacional intercensitária utilizando dados orbitais de alta resolução espacial**. 2004. 108 p. Dissertação (Mestrado em Planejamento Urbano e Regional) – Universidade do Vale do Paraíba, São José dos Campos. 2004.

SUTTON, P. Modeling population density with night-time satellite imagery and GIS. **Computers, Environment and Urban Systems**, v. 21, n. 3/4, p. 227-224, 1997.

SUTTON, P.; ROBERTS, D.; ELVIDGE, C.; MEIJ, H. A comparison of nighttime satellite imagery and population density for the Continental United States. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 63, n. 11, p. 1303-1313, 1997.

SUTTON, P.; ROBERTS, D.; ELVIDGE, C.; BAUGH, K. Census from Heaven: An estimate of the global human population using night-time satellite imagery. **International Journal of Remote Sensing**, v. 22, n. 16, p. 3061-3076, 2001.

TIAN, G.; JIANG, J.; YANG, Z.; ZHANG, Y. The urban growth, size distribution and spatio-temporal dynamic pattern of the Yangtze River Delta megalopolitan region, China. **Ecological Modelling**, v. 222, n. 3, p. 865-878, 2011.

TOBLER, W. R. Cellular Geography. In: GALE, S.; OLSSON, G. (Eds.). **Philosophy in Geography**. Dordrecht: Reidel, 1979a. p. 379-386.

TOBLER, W. R. Smooth pycnophylactic interpolation for geographical regions. **Journal of the American Statistical Association**, v. 74, n. 367, p. 519-530, 1979b.

TOMÁS, L.; FONSECA, L.; ALMEIDA, C.; LEONARDI, F.; PEREIRA, M. Urban population estimation based on residential buildings volume using IKONOS-2 images and lidar data. **International Journal of Remote Sensing**, p. 1-28, 2015.

TOWNSEND, A. C.; BRUCE, D. A. The use of night-time satellite imagery as a measure of Australia's regional electricity consumption and population distribution. **International Journal of Remote Sensing**, v. 31, n. 16, p. 4459-4480, 2010.

UNITED NATIONS (UN). **World urbanization prospects: the 2014 revision**. New York: United Nations, 2014.

WEIER, J. **Bright lights, big city**. NASA's Earth Observatory, 2000. Disponível em: <<http://earthobservatory.nasa.gov/Features/Lights/lights.php>>. Acesso em: 25 fev. 2014.

WELCH, R.; Monitoring urban population and energy utilization patterns from satellite data. **Remote Sensing of Environment**, v.9, n. 1, p. 1-9, 1980.

WELCH, R.; ZUPKO, S. Urbanized area energy utilization patterns from DMSP data. **Photogrammetric Engineering and Remote Sensing**, v. 46, n. 2, p. 201-207, 1980.

WU, C.; MURRAY, A. T. Population estimation using Landsat Enhanced Thematic Mapper imagery. **Geographical Analysis**, v. 39, n. 1, p. 26-43, 2007.

XIONG, X.; CHIANG, K.; MCINTIRE, J.; OUDRARI, H.; WU, A.; SCHWALLER, M.; BUTLER, J. Early assessment of VIIRS on-orbit calibration and support activities. In: INTERNATIONAL GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING SYMPOSIUM (IGARSS), 2012, Munich, Germany. **Proceedings...** Munich: IEEE, 2012. p. 7189-7192.

ZHANG, Q.; SETO, K. C. Mapping urbanization dynamics at regional and global scales using multi-temporal DMSP/OLS nighttime light data. **Remote Sensing of Environment**, v. 115, n. 9, p. 2320-2329, 2011.

ZHANG, X.; LI, P.; CAI, C. Regional urban extent using multi-sensor data and one-class classification. **Remote Sensing**, v. 7, n. 6, p. 7671-7694, 2015.

ZHOU, Y.; SMITH, S. J.; ZHAO, K.; IMHOFF, M.; THOMSON, A.; BOND-LAMBERTY, B.; ASRAR, G. R.; ZHANG, X.; HE, C.; ELVIDGE, C. D. A global map of urban extent from nightlights. **Environmental Research Letters**, v. 10, n. 5, p. 1-11, 2015.

ZHUO, L.; ICHINOSE, T.; ZHENG, J.; CHEN, J.; SHI, P. J.; LI, X. Modelling the population density of China at the pixel level based on DMSP/OLS non-radiance-calibrated night-time light images. **International Journal of Remote Sensing**, v. 3, n. 4, p. 1003-1018, 2009.