



UNIVERSIDADE FEDERAL DO ABC
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA
AMBIENTAL

Ananda de Oliveira Gonçalves Antenor

**EFEITO DA ARBORIZAÇÃO VIÁRIA E DAS ÁREAS VERDES
SOBRE A TEMPERATURA DA REGIÃO METROPOLITANA
DE SÃO PAULO**

Santo André, SP

2020

ANANDA DE OLIVEIRA GONÇALVES ANTENOR

EFEITO DA ARBORIZAÇÃO VIÁRIA E DAS ÁREAS VERDES
SOBRE A TEMPERATURA DA REGIÃO METROPOLITANA
DE SÃO PAULO

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental da Universidade Federal do ABC, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia Ambiental.

Orientador: Dr. Leandro Reverberi Tambosi

Coorientadora: Dra. Maria Cleofé Valverde Brambila

Santo André, SP

2020

Sistema de Bibliotecas da Universidade Federal do ABC
Elaborada pelo Sistema de Geração de Ficha Catalográfica da UFABC
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

de Oliveira Gonçalves Antenor, Ananda
EFEITO DA ARBORIZAÇÃO VIÁRIA E DAS ÁREAS VERDES SOBRE A
TEMPERATURA DA REGIÃO METROPOLITANA DE SÃO PAULO / Ananda
Oliveira Gonçalves Antenor. — 2020.

116 fls.

Orientador: Leandro Reverberi Tambosi

Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal do ABC, Programa
de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental, Santo
André, 2020.

1. Arborização urbana. 2. Regulação térmica. 3. Áreas
verdes. 4. Densidade de construções. I. Reverberi Tambosi,
Leandro. II. Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia
Ambiental, 2020. III. Título.

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, de acordo com as observações levantadas pela banca no dia da defesa, sob responsabilidade única da autora e com a anuência de seu orientador.

Santo André, 23 de outubro de 2020.

Assinatura da autora:

Ananda de O. Antenor

Assinatura do orientador:





SIGAA - Sistema Integrado de Gestão de Atividades Acadêmicas
UFABC - Fundação Universidade Federal do ABC
Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental
CNPJ nº 07.722.779/0001-06
Av. dos Estados, 5001 - Bairro Santa Terezinha - Santo André - SP - Brasil
pgcta@ufabc.edu.br



FOLHA DE ASSINATURAS

Assinaturas dos membros da Banca Examinadora que avaliou e aprovou a Defesa de Dissertação de Mestrado da candidata ANANDA DE OLIVEIRA GONCALVES ANTENOR, realizada em 24 de Agosto de 2020:

Dr. LEANDRO REVERBERI TAMBOSI, UFABC

Presidente - Interno ao Programa

Dra. CAMILA MAYUMI NAKATA OSAKI, UFABC

Membro Titular - Examinador(a) Externo ao Programa

Dr. VITOR VIEIRA VASCONCELOS, UFABC

Membro Titular - Examinador(a) Interno ao Programa

Dra. ANGELA TERUMI FUSHITA, UFABC

Membro Suplente - Examinador(a) Interno ao Programa

Dra. SIMONE RODRIGUES DE FREITAS, UFABC

Membro Suplente - Examinador(a) Externo ao Programa

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

AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal do ABC que me possibilitou cursar o programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental.

Ao meu orientador Prof. Dr. Leandro Reverberi Tambosi e minha coorientadora Profa. Dra. Maria Cleofé Valverde Brambila pelo acompanhamento, dedicação e carinho durante todo o período do mestrado.

Aos professores Dr. Vitor Vieira Vasconcelos, Dr. Demóstenes Ferreira da Silva Filho e Dra. Camila Mayumi Nakata Osaki pelas contribuições tão importantes na qualificação que possibilitaram a melhoria desse trabalho.

À Profa. Dra. Angela Terumi Fushita pelas suas contribuições e incentivos durante as disciplinas do programa de pós-graduação em Ciência e Tecnologia Ambiental.

Aos meus amigos e familiares que direta ou indiretamente me apoiaram e incentivaram.

RESUMO

Áreas urbanas tendem a apresentar temperaturas mais elevadas e uma diminuição na umidade relativa do ar. Atualmente, existem poucos estudos que relacionam os benefícios de áreas verdes urbanas em função de sua densidade, distribuição espacial e o quanto isso influencia na alteração térmica do entorno. Neste cenário, é essencial compreender melhor a relação entre a presença da arborização urbana, áreas verdes e edificações na cidade, a fim de subsidiar o planejamento de políticas públicas que maximizem os benefícios para a população no que diz respeito à mitigação das ilhas de calor. O objetivo do presente trabalho foi avaliar o efeito da arborização viária, da presença de áreas verdes e do volume das construções sobre a temperatura da região metropolitana de São Paulo. Foram analisados dados de temperatura diária de 2012 a 2017 considerando todo o período, e separadamente as estações frias e quentes, e foi adotada uma abordagem de seleção de modelos lineares mistos generalizados nos quais a temperatura média diária e a variância da temperatura diária foram variáveis respostas. Como covariáveis foram usadas medidas que refletiam a quantidade e arranjo espacial da arborização viária, das áreas verdes e das construções. Os efeitos das variáveis são diferentes entre os períodos quentes e frios. Na época fria, a vegetação e o volume das construções não apresentaram efeito significativo sobre a temperatura. Na época quente, a presença de áreas verdes apresentou efeito significativo, sendo que este efeito é mais bem detectado em um raio de 500 m, porém a arborização viária e o volume das construções não influenciaram significativamente a temperatura. O poder público deve priorizar a criação de parques e praças de maneira bem distribuída pela RMSP, evitando grandes extensões sem áreas verdes, para mitigar possíveis efeitos de onda de calor e proporcionar temperaturas mais baixas nas estações quentes.

Palavras-chave: arborização urbana, regulação térmica, áreas verdes, volume de construções.

ABSTRACT

Urban areas tend to have higher temperatures and a decrease in relative humidity when compared to less densely occupied regions. Currently, there are few studies that relate the benefits of urban green areas regarding their density, spatial distribution and how much they influence the temperature variation in their surrounding areas. In this scenario, it is essential to better understand the relationship between the presence of trees along streets, green areas and buildings in the city in order to support the planning of public policies that maximize the benefits for the population with regard to the mitigation of heat islands. The objective of the present study was to evaluate the effect of trees along streets, the presence of green areas and the volume of buildings on the temperature of the São Paulo metropolitan region. Daily temperature data from 2012 to 2017 were analyzed considering the entire period, and separately the cold and hot seasons. A generalized mixed linear model selection approach was adopted in which the average daily temperature and the daily temperature variance were response variables. Metrics that reflected the amount and spatial arrangement of street trees, green areas and buildings were used as covariates. The effects of the variables were different between the hot and cold periods. In the cold season, vegetation and building volume did not have a significant effect on temperature. In the hot season, the presence of green areas had a significant effect, which was best detected within a radius of 500 m, but the number of street trees and building volume did not significantly influence the temperature. Public authorities should prioritize the creation of parks and squares in a well-distributed manner by the RMSP, avoiding large extents without green areas, to mitigate possible heat wave effects and provide lower temperatures in hot seasons.

Keywords: Urban trees, thermal regulation, green areas, building volume.

1. INTRODUÇÃO	11
1.1 Ilhas de calor	13
1.2 Arborização viária e áreas verdes	16
1.3 Objetivo	20
1.3.1 Objetivos Específicos	20
2. MATERIAIS E MÉTODOS	21
2.1 Caracterização da área de estudo	21
2.2 Descrição dos dados utilizados	23
2.3 Modelagem estatística	29
3. RESULTADOS	32
3.1 Distribuição espacial das variáveis dependentes e independentes	32
3.2 Modelagem estatística	37
4. DISCUSSÃO	43
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	48
APÊNDICE A – Tabelas de correlação de Pearson	55
APÊNDICE B – Seleção de modelos	57
APÊNDICE C – Gráficos da correlação temporal dos dados de temperatura	64
APÊNDICE D – Período de coleta de dados e número de registros disponíveis para as estações meteorológicas	71
APÊNDICE E – Análise exploratória	73

1. INTRODUÇÃO

O processo de expansão urbana das cidades brasileiras foi bastante desordenado e trouxe inúmeras consequências negativas como a favelização, violência urbana, poluição e desconforto térmico nas cidades (OLIVA, 2016). Além disso, o planejamento inadequado das cidades sem levar em conta os elementos naturais se torna um agravante para a piora da qualidade de vida da população (LOBODA, ANGELIS, 2005).

O elevado número de veículos, a concentração industrial, o adensamento de edificações, a presença de asfalto de ruas e avenidas e a diminuição de áreas verdes criam condições específicas de padrões de uso do solo urbano e, por consequência, essas características influenciam diretamente tanto a composição química da atmosfera como também no balanço térmico e hídrico. Assim, todos esses fatores, aliados às características topográficas, contribuem e modificam a dinâmica atmosférica dentro das cidades, influenciando no clima urbano (OLIVA, 2016).

A arborização urbana, que abrange o conjunto de áreas verdes e a arborização de ruas, possibilita a criação de microclimas urbanos que apresentam menor velocidade dos ventos, maior proteção solar às áreas edificadas e redução das temperaturas (pela evapotranspiração e retenção de umidade do solo e do ar). Logo, as áreas verdes têm potencial de proporcionar a melhoria da qualidade de vida das pessoas no entorno por alterações do microclima e também por assegurarem que maiores áreas sejam destinadas ao lazer, paisagismo e preservação ambiental (LOBODA, ANGELIS, 2005).

A remoção de árvores, a construção de edifícios altos, assim como a pavimentação dos solos, podem levar à ocorrência de ilhas de calor nas áreas urbanas (SOUSA, MASSAMBANI, 2004). Estas ilhas de calor ocorrem, pois no decorrer do dia, os materiais escuros como o asfalto e os telhados absorvem e armazenam calor, enquanto que, após o por do sol, estes materiais mantêm a temperatura dos sítios urbanos maiores que das áreas rurais (SOUSA, MASSAMBANI, 2004). Este fenômeno peculiar em áreas urbanas é caracterizado

por um aumento rápido da temperatura na atmosfera urbana e uma diminuição na umidade relativa (SOUSA, MASSAMBANI, 2004).

A presença de vegetação em áreas urbanas foi identificada como importante para reduzir a temperatura em ilhas de calor em até 2°C, em Pequim (SUN et al., 2017) e aumentar o conforto térmico em diferentes áreas urbanas com redução na temperatura em cerca de um grau em municípios do estado de São Paulo (SPANGENBERG et al., 2008; GOMES, AMORIM, 2003) e em Curitiba esse efeito varia entre 2,5 graus no verão e 1,2 graus no inverno (MARTINI et al., 2013). Entretanto, ainda não está claro qual a quantidade de árvores e áreas verdes para diminuir o calor excessivo em determinada área urbana, uma vez que, estes valores oscilam bastante; por exemplo, NG et al. (2012) em seu estudo encontraram uma relação de que aproximadamente 33% da área urbana com árvores plantadas em Hong Kong poderia diminuir a temperatura média do ar em 1°C, enquanto Oliva (2016) em seu estudo na área urbana de Piracicaba, sugere que um incremento de 10% na cobertura arbórea poderia reduzir de 0,5 a 1°C a temperatura média do ar, dependendo da estação do ano.

Além disso, Oliva (2016) e Yu et al. (2017) pontuam que há poucos trabalhos que relacionaram os benefícios de áreas verdes em função de diferentes raios de distância do seu entorno e como isso altera a temperatura e umidade relativa destas áreas circunvizinhas. Assim, ainda que alguns estudos tenham identificado relações de gradiente de distância entre a densidade de vegetação e como isso influencia na temperatura (HOWE et al., 2017; LIN et al., 2018; SALMOND et al., 2016), esta relação ainda precisa ser mais bem compreendida para a região metropolitana de São Paulo (RMSP), um dos maiores centros urbanos da América Latina, com 21,2 milhões de habitantes (IBGE, 2016) e caracterizada por baixa cobertura de vegetação e presença de ilhas de calor (SOUSA, MASSAMBANI, 2004; BARROS, LOMBARDO, 2016).

Desta forma, é de suma importância a compreensão de como seria a relação entre a presença de vegetação e a temperatura na RMSP para contribuir com um planejamento de ações de aumento da arborização urbana e de áreas verdes que possam maximizar os benefícios para a população de grandes cidades no que diz respeito à regulação térmica.

Neste sentido, este trabalho busca compreender o efeito da arborização urbana sobre a temperatura na região metropolitana de São Paulo. Para isso foram utilizados dados de temperatura média diária e da variância da temperatura diária em 28 localidades da região metropolitana de São Paulo com uma abordagem de modelos de regressões lineares generalizados mistos.

1.1 Ilhas de calor

As principais características ecológicas das cidades são a estrutura e o alinhamento dos edifícios, a proporção de superfícies impermeáveis, a qualidade dos espaços verdes, o desenho geral do local e as especificidades do uso da terra. Esses fatores geralmente são usados para classificar uma cidade em tipos de estrutura como parte de uma investigação ecológica urbana (LEHMANN et al., 2014). O conhecimento de como esses fatores interagem facilita a modificação da qualidade dos ecossistemas nas áreas de assentamentos urbanos que determinarão os serviços ecossistêmicos resultantes (LEHMANN et al., 2014).

A distribuição de edifícios e estruturas urbanas em uma cidade contribui para a formação das ilhas de calor urbanas, pois essa distribuição pode determinar a absorção de energia solar, o sombreamento e a formação de correntes de vento. O desempenho de uma área urbana em relação à radiação solar e fluxos de ar entre edifícios determina sua contribuição para a dispersão de partículas em suspensão e de gases poluentes. A resposta urbana à radiação solar e aos fluxos de ar pode ser controlada por meio do desenho urbano. Projetos ideais podem reduzir o consumo de energia e as emissões de CO₂, o que pode neutralizar os efeitos negativos da ilha de calor (GAGO et al., 2013).

De acordo com Lombardo (1985), o clima urbano é um sistema que abrange o clima de um dado espaço terrestre e sua urbanização. Especificamente, ele é um mesoclima que está incluído no macroclima e que sofre, na proximidade do solo (aproximadamente 1 km acima da superfície), influências microclimáticas derivadas de espaços urbanos. Além disso, a autora argumenta que a cidade deve ser considerada como parte integral do espaço regional e, portanto, esta deve ser analisada em seus vários níveis como nos bairros, ruas, casas e ambientes internos

associados aos fenômenos urbanos, constituindo o conjunto complexo de inter-relações que produzem o clima urbano.

Para Lombardo (1985), as ilhas de calor correspondem às áreas cuja temperatura da superfície é mais elevada que as áreas circunvizinhas, o que propicia o surgimento de circulação local e, portanto, o efeito da ilha de calor sobre as cidades ocorre devido à redução da evaporação, ao aumento da rugosidade e às propriedades térmicas dos edifícios e dos materiais pavimentados. Assim, os edifícios, espaços verdes e pavimentos criam características microclimáticas como o aumento da temperatura, uma redução na amplitude da temperatura diária, uma distribuição de vento distinta na cidade (resultante do atrito com os edifícios e da canalização dos fluxos de ar pelas ruas) e um regime hídrico diferente do ambiente rural ou natural (GAGO et al., 2013).

Especificamente, a presença de uma matriz densa de edifícios promove a criação de ilhas de calor através de uma variedade de processos, por exemplo, o aprisionamento de energia solar devido à reflexão e absorção múltiplas nos cânions, o fator restrito de visualização do céu de cânions profundos e/ou estreitos e a redução das velocidades do vento perto do solo. As questões climáticas urbanas de calor, umidade, a falta de luz do dia, acesso solar e ventilação urbana são uma preocupação em locais de clima tropical para planejadores e governos urbanos. Assim, a necessidade de projetos adequados se torna ainda mais relevante para cidades altamente adensadas (DUARTE et al., 2015).

Avaliar os efeitos de resfriamento da vegetação em um contexto urbano é ainda mais complicado porque eles estão inter-relacionados com outros efeitos de construção. O microclima em um espaço urbano é influenciado pelos edifícios adjacentes e pelos elementos da paisagem e pelas complexas interações entre eles. Assim, condições em diferentes pontos da camada do dossel urbano podem diferir significativamente, ainda que no mesmo contexto climático, e podem ser afetadas por uma variedade de fatores relacionados à geometria e às propriedades da superfície, bem como pela liberação antrópica de calor. Portanto, é importante investigar o impacto da vegetação no contexto de estratégias de planejamento adequadas à região climática e ao ambiente urbano ao qual está relacionado (SHASHUA-BAR, PEARLMUTTER, ERELL, 2009).

Essas características microclimáticas são corroboradas por Lombardo (1985) para a região metropolitana de São Paulo (RMSP), cujo estudo encontrou: a) durante o verão, uma diferença de temperatura de 4°C entre o centro da RMSP e a zona rural; b) que no verão é mais evidenciada a anomalia de precipitação que se pode associar às anomalias de temperatura da mancha urbana; c) que as maiores diferenças de temperatura encontradas em toda a RMSP ocorreram durante a tarde e intensificaram-se até o período noturno, concluindo que a variação térmica da ilha de calor foi da ordem de 10°C (para um horário e dia específico); d) que a ilha de calor acompanha a conformidade da mancha urbana, mas que de acordo com a direção e velocidade do vento, sua maior expressão pode ocorrer no sentido leste-oeste ou norte-sul da RMSP, pois a interferência da penetração da brisa marítima sobre São Paulo, principalmente à tarde, altera a configuração e o formato das ilhas de calor nas áreas sul e sudeste da metrópole.

Araújo et al. (2015) reforçam que o aquecimento global tende a aumentar os efeitos adversos das ilhas de calor na saúde humana, principalmente porque quando as ondas de calor ocorrem, elas aumentam a concentração de poluentes no ar e, conseqüentemente, aumenta-se a morbimortalidade causada por doenças respiratórias, cardíacas e circulatórias, geralmente entre idosos. Somando-se a isso, crianças pequenas e pessoas vivendo com doenças crônicas são particularmente vulneráveis à poluição e ao estresse causado pelo calor na formação destas ilhas.

Além disso, Araújo et al. (2015) colocam que as ilhas de calor podem influenciar a transmissão de doenças infecciosas, especialmente, aquelas transmitidas por vetores de artrópodes cujo metabolismo está associado à temperatura. A dengue seria um exemplo, principalmente, porque em experimentos de laboratório o desenvolvimento larval do mosquito *Aedes aegypti*, a alimentação sanguínea e a oviposição associaram-se positivamente a temperaturas de 28 a 32°C, indicando que essas temperaturas são favoráveis à transmissão da dengue.

Além dos problemas associados à saúde, as ilhas de calor têm efeitos diretos no conforto térmico das pessoas nos espaços urbanos (CARFAN, GALVANI, NERY, 2012; KRÜGER, 2015; ABREU, LABAKI, 2010), aumentam indiretamente o consumo de energia para resfriamento (AKBARI, KONOPACKI, 2005; AKBARI, 2002) e reduzem a qualidade do ar nas cidades (ZHANG, ESTOQUE, MURAYAMA, 2017).

Gago et al. (2013) pontuam que podem ser aplicadas medidas para neutralizar ou mitigar o efeito da ilha de calor em elementos urbanos que influenciam a temperatura local por meio do efeito produzido pelos seguintes elementos: a) parques e áreas verdes; b) árvores e vegetação; c) telhados verdes; d) pavimento; e) albedo. Em geral, a vegetação fragmentada ou dispersa é menos eficaz na mitigação do efeito do aquecimento urbano do que a vegetação agrupada. Por outro lado, recursos artificiais agrupados ou material de construção agregado elevam drasticamente as temperaturas. Portanto, recomenda-se que planejadores urbanos e formuladores de políticas aperfeiçoem arranjos espaciais das paisagens urbanas agrupando em certa medida a vegetação e dispersando as superfícies construídas (ESTOQUE, MURAYAMA., 2017). Além disso, materiais frios, que retêm menos calor, são preferíveis em ambientes urbanos com clima quente, enquanto materiais quentes devem ser usados em áreas com clima frio (GAGO et al., 2013).

1.2 Arborização viária e áreas verdes

Dentre os benefícios das áreas verdes e da arborização viária relacionados diretamente às pessoas, podem-se citar: efeitos positivos relacionados à saúde, pois pessoas que têm contato com áreas verdes possuem maior longevidade, menos doenças cardiovasculares, menos obesidade, maior saúde mental, maior qualidade do sono e maior recuperação de doenças (AMATO-LOURENÇO et al., 2016). No quesito de benefícios das áreas verdes e arborização viária em escala local, podem-se citar: diminuição de temperaturas resultando em um decréscimo de ilhas de calor (ALAVIPANAH et al., 2015); redução do consumo de eletricidade (AKBARI, 2002); diminuição da concentração de poluentes atmosféricos (BRACK, 2002; ESCOBEDO, NOWAK, 2009); redução de ruído, impactos de ventos, incidência solar em pavimentos e construções (GAGO et al., 2013; SHASHUA-BAR, HOFFMAN, 2000); diminuição do escoamento superficial da água (LIN et al., 2018); estoque de carbono (BRACK, 2002); refúgio para fauna e aumento da biodiversidade (PALOMINO, CARRASCAL, 2006); fins recreativos e estéticos (GOMES, SOARES, 2003).

No entanto, as áreas verdes e a arborização viária também podem ter efeitos negativos na qualidade do ar, incluindo efeitos alergênicos do pólen e emissão de

compostos orgânicos voláteis, que podem eventualmente formar ozônio (SALMOND et al., 2016). Outros efeitos negativos incluem maiores gastos com a manutenção de árvores e danos à infraestrutura e remoção de detritos após tempestades catastróficas (ESCOBEDO, NOWAK, 2009). Além disso, Tyrväinen et al. (2005) comentam que áreas verdes sem manutenção adequada causam sensação às pessoas de insegurança e assim podem ser uma externalidade negativa, diminuindo o valor imobiliário de casas adjacentes, mesmo que em linhas gerais sejam associadas como elementos de valorização imobiliária.

De acordo com Brack (2002), alguns benefícios de áreas verdes e arborização viária estão associados à cor da folhagem dos elementos arbóreos ou das espécies arbóreas, mas a maioria dos benefícios está associada ao tamanho das árvores, pois árvores maiores tendem a extrair e armazenar mais dióxido de carbono da atmosfera e têm uma área foliar maior para capturar poluentes transportados pelo ar, projetar sombra e interceptar ou diminuir a velocidade das chuvas.

Gomes e Soares (2003) pontuam que medidas como a arborização de vias públicas, praças, vazios urbanos destinados a áreas verdes, encostas e fundos de vale, principalmente com espécies nativas, podem contribuir significativamente para a amenização do clima urbano e, sobretudo, para a melhoria da qualidade da vida humana; porém, há a necessidade de uma distribuição igualitária de áreas verdes. Em consonância, Souza et al. (2011) argumentam que poucas cidades brasileiras seguem o planejamento adequado de arborização viária estipulada pela Sociedade Brasileira de Arborização Urbana (i.e., 15 m² de área verde por habitante) e, portanto, a qualidade ambiental à população não é satisfatória. Souza et al. (2011) reforçam que a variedade de espécies arbóreas das cidades brasileiras é baixa, logo, elas estão suscetíveis a ocorrência de pragas e doenças (TUBBY, WEBBER, 2010), o que pode acarretar a dizimação da população arbórea.

Salmond et al. (2016) colocam que, em escalas locais, as características do dossel das árvores, a densidade das árvores e a proximidade de outras estruturas urbanas influenciam a capacidade das plantas de remover poluentes. Outra questão importante é que à medida que a proporção altura/largura dos cânions urbanos

aumenta, o papel da construção, da sombra e da massa térmica começa a sobrecarregar a contribuição das árvores de rua no resfriamento.

A vegetação reduz o calor de três maneiras: por evapotranspiração, refletindo o sol por causa do maior albedo das folhas em comparação com os materiais escuros feitos pelo homem e bloqueando a radiação solar (TALEGHANI, 2018). Portanto, devido ao efeito combinado de sombra e evapotranspiração, reduções de 1°C a 3°C da temperatura do ar podem ser alcançadas sob o dossel em áreas verdes, dependendo das condições climáticas e do solo. Do ponto de vista do planejamento, pode-se descobrir que áreas verdes menores, estrategicamente organizadas em torno dos edifícios, devem ser amplamente promovidas. Isso não significa que os grandes parques urbanos não sejam eficazes em termos de melhoria do clima urbano, mas são considerados um luxo para um ambiente fortemente construído, especialmente em regiões que passaram por processos de rápida urbanização (DUARTE et al., 2015).

Em consonância, Salmond et al. (2016) colocam que as oportunidades de aumento das áreas verdes e arborização viária permanecem limitadas na cidade, uma vez que, a terra é cara e as árvores e áreas verdes exigem recursos econômicos e ambientais para permanecerem como elementos preferíveis em detrimento a outras infraestruturas urbanas nas duras condições características das cidades. Portanto, é necessário pensar cuidadosamente em sua colocação, seus beneficiários, alternativas viáveis, quem é responsável pelos custos e manutenção contínuos e potenciais benefícios em conjunto com os objetivos do planejamento urbano em várias escalas.

Somando-se a isso, Salmond et al. (2016) argumentam que as árvores viárias não fornecem um “bem” onipresente para todos os atores em todos os contextos, pois a fisiologia complexa e o funcionamento ecológico das árvores significam que os esforços para otimizar um “benefício” (como sombra) podem produzir efeitos indesejáveis (como aumento de aero-alérgenos) para diferentes locais, escalas e grupo sociais. Assim, permanecem questões-chave no planejamento urbano sobre como investir em infraestrutura urbana verde de maneira a incorporar o amplo corpo de entendimento científico de múltiplos processos biofísicos e sociais de maneira relevante para a tomada de decisão humana.

No âmbito de planejamento urbano, Bowler et al. (2010) demonstraram que a quantidade específica de cobertura de sombreamento era um fator importante que afeta a temperatura e que comparações de temperatura em áreas verdes mais densas e áreas urbanas não verdes também mostraram temperaturas mais baixas nas áreas florestais. Além disso, os autores argumentam que as espécies de árvores variam em sua capacidade de reduzir a temperatura do ar, o que pode ser devido a vários fatores, como tamanho da árvore e características do dossel, que afetam a penetração da radiação solar. Os autores também ressaltam, em uma revisão ampla da literatura, que resultados de vários estudos mostraram que áreas verdes maiores eram mais propensas a serem mais frias ou que o efeito de resfriamento era maior.

Bowler et al. (2010) apresentam que apesar de existir alguma evidência de que o efeito de resfriamento de uma área verde aumenta com seu tamanho, ainda não está claro se existe um limite mínimo de tamanho, se existe uma relação linear simples ou se existem limiares na relação entre área verde e resfriamento do entorno. Em sua revisão, os autores comentam que um pequeno número de estudos relatou que o efeito de uma área verde poderia se estender para a área circundante. No entanto, poucos estudos testaram explicitamente isso, por exemplo, analisando e apresentando dados a uma distância cada vez maior do limite da área verde para poder especular sobre a força e a forma desse relacionamento. Não obstante, esse efeito tem implicações importantes para a distribuição do esverdeamento necessário em uma área urbana, para que haja um efeito geral de resfriamento em vez de apenas resfriamento localizado. Os autores indicam que modelos destacaram a importância potencial de fatores adicionais que podem modificar os efeitos do esverdeamento urbano, como a relação altura/largura dos cânions de rua.

Martini et al. (2015) pontuam que as diferentes tipologias de áreas verdes e arborização viária apresentam microclimas distintos e que as tipologias que possuem uma quantidade de vegetação mais expressiva tendem a apresentar menores valores de temperatura e maiores de umidade relativa, variando de intensidade e conforme a estação do ano, principalmente no verão em regiões quentes, onde essa diferença é mais acentuada para a variável temperatura.

1.3 Objetivos

O objetivo geral deste trabalho é compreender o efeito da arborização viária e da presença de áreas verdes sobre a temperatura na região metropolitana de São Paulo e fornecer subsídios para o planejamento urbano e metropolitano em regiões urbanizadas.

1.3.1 Objetivos Específicos

Quantificar o efeito da arborização viária e da presença de áreas verdes sobre a temperatura média diária e a variância da temperatura diária em diferentes pontos da região metropolitana de São Paulo;

Hipótese 1.1: Existe uma relação negativa entre a temperatura média diária e:
i) arborização viária e ii) a quantidade de áreas verdes;

Hipótese 1.2: Existe uma relação negativa entre a variância diária da temperatura e i) a arborização viária e ii) a quantidade de áreas verdes;

Espera-se uma relação negativa entre a quantidade de vegetação e a temperatura pelo potencial de redução da temperatura por meio de maior sombreamento e evapotranspiração contribuindo para um maior resfriamento térmico (SALMOND et al., 2016). Espera-se uma relação positiva entre o volume de edificações e a temperatura, uma vez que, as edificações por serem constituídas, em sua maioria, por materiais que absorvem maior radiação solar e a irradiam de volta, contribuem com o aumento de calor e impedem a circulação dos ventos e, portanto, acarretam o aumento da temperatura (GAGO et al., 2013). Por fim, a relação negativa entre a arborização e a variância da temperatura é esperada pela manutenção de uma temperatura mais baixa ao longo de todo o dia, reduzindo assim a variância diária de temperatura.

2. MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Caracterização da área de estudo

A RMSP possui 39 municípios (figura 1), 21,2 milhões de habitantes – que representam quase 50% da população estadual (IBGE, 2016) - e possui forte impacto no Produto Interno Bruto do país, sendo responsável por aproximadamente 18% do total brasileiro e 55% do PIB do estado de São Paulo (EMPLASA, 2017).

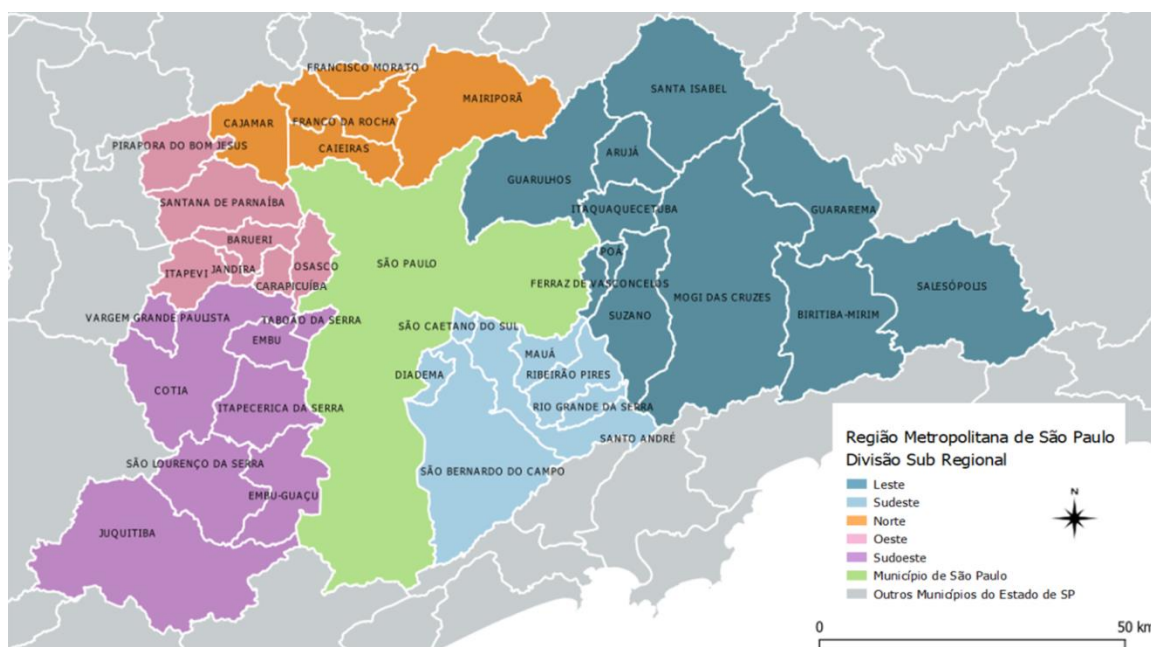


Figura 1 – Limites dos municípios da Região Metropolitana de São Paulo com as divisões sub-regionais. Fonte: adaptado de Emplasa (2017).

A RMSP está localizada geograficamente em um compartimento rebaixado do Planalto Atlântico, cortado pelo Trópico de Capricórnio (figura 2). Esse compartimento é conhecido como Bacia Sedimentar de São Paulo. A área possui uma extensão aproximada de 8.000 km² com uma topografia dominada por colinas e que variam entre 650 e 1200 m de altura. Além disso, a região é drenada pela Bacia do Rio Tietê no sentido leste-oeste e tem como seus principais afluentes os rios Pinheiros e Tamanduateí. Ao longo desses rios, ficam as várzeas com altitudes variando de 720 a 725 m, ladeadas por terraços de 725 a 735 m. Mais acima, ficam

as colinas, que atingem 750 m. No interflúvio dos rios Tiête e Pinheiros, encontra-se o Espigão Central (Espigão da Paulista), com as altitudes superiores a 800 m (BARROS, LOMBARDO, 2016; DUARTE et al., 2015).

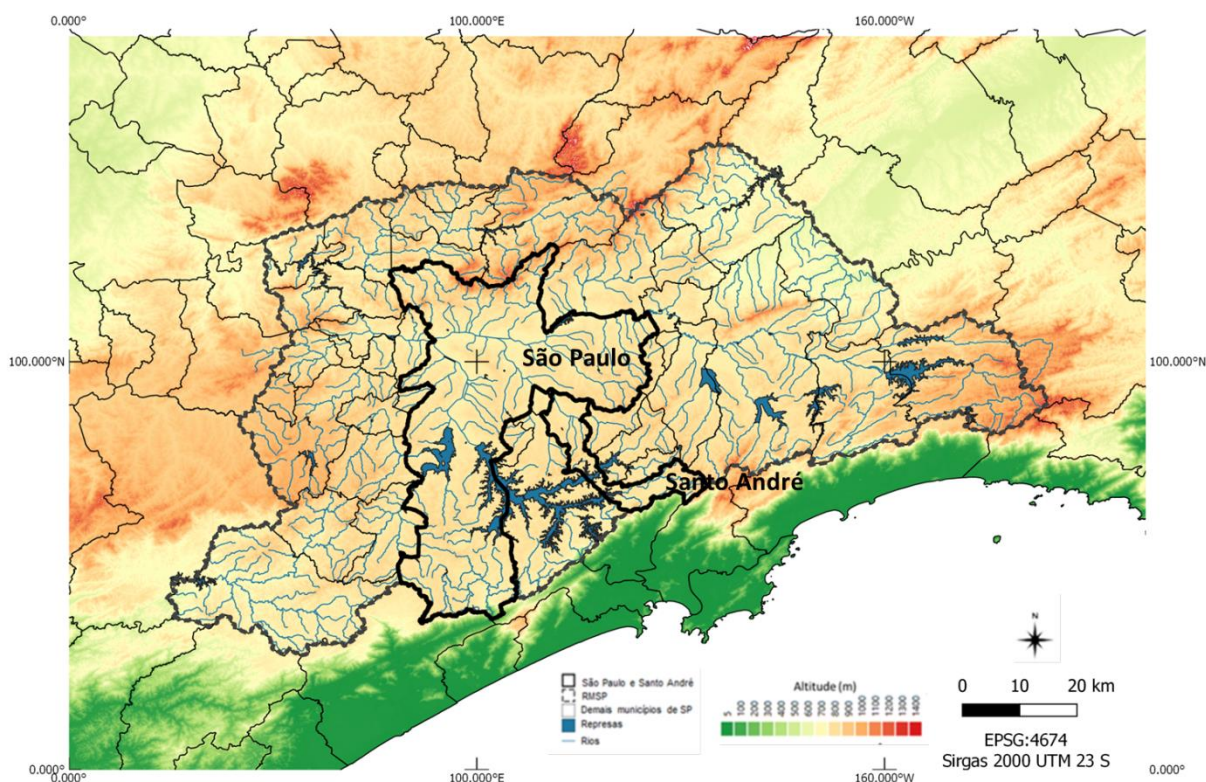


Figura 2 – Topografia do leste de São Paulo. Contornos, coordenadas geográficas e limites políticos são indicados. A barra de cores indica altitudes (m).

O conhecimento das mudanças sazonais e diárias que ocorrem em função das características geográficas específicas da RMSP é fundamental para o entendimento do comportamento de fenômenos que definem temporal e espacialmente a ilha de calor (LOMBARDO, 1985). Ainda que tenha ocorrido o decréscimo da radiação solar induzido pela poluição atmosférica, as temperaturas observadas em São Paulo são normalmente mais elevadas do que nas áreas rurais circunvizinhas (FREITAS et al., 2007; VEMADO, FILHO, 2016). Nesta região, a temperatura média mínima é de aproximadamente 8°C durante o inverno, enquanto que a temperatura média máxima é de 30°C durante o verão. A brisa marítima e as circulações entre a região plana e a montanha produzem forte variação diurna no campo de vento na superfície; estas circulações diurnas são mais fortes durante os

meses de verão, quando a incidência solar é mais intensa e de maior duração (VEMADO, FILHO, 2016).

Para o presente estudo, vamos analisar dois municípios da RMSP, São Paulo e Santo André (figura 2), devido à disponibilidade de dados das estações meteorológicas, mapeamento da arborização urbana e de áreas verdes. O município de São Paulo está localizado a 60 km do mar. A sua altitude varia entre 720 m e 850 m. Seu clima é subtropical (Cfa de acordo com a classificação Köppen) com temperaturas amenas (ALVARES et al., 2014). A cidade possui verões úmidos e quentes, com temperaturas do ar variando entre 22°C e 30°C, e invernos amenos, com temperaturas entre 10°C e 22°C. A precipitação varia anualmente com meses mais chuvosos (i.e. dezembro, janeiro, fevereiro e março) e períodos secos (i.e. junho, julho e agosto) (DUARTE et al., 2015). Para o ano de 2019, sua população estimada é de 12.252.023 pessoas (IBGE, 2019).

O município de Santo André está localizado a 55 km do mar. A sua altitude varia entre 750 m a 800 m. Seu clima é subtropical úmido mesotérmico (Cfb de acordo com a classificação Köppen), caracterizado com verões quentes e invernos amenos (ALVARES et al., 2014). A temperatura média anual fica em torno dos 19°C, sendo o mês mais quente fevereiro, que tem média de 23°C, e o mês mais frio, julho, com média de 16°C. Para o ano de 2019, sua população estimada é de 676.407 pessoas (IBGE, 2019).

2.2 Descrição dos dados utilizados

Utilizamos dados de temperatura do ar dos anos de 2012 a 2017, provenientes de 25 estações meteorológicas, localizadas na cidade de São Paulo, pertencentes ao Centro de Gerenciamento de Emergências da Cidade de São Paulo (CGE) e 3 estações meteorológicas, localizadas no município de Santo André, pertencentes ao Serviço Municipal de Saneamento Ambiental de Santo André (SEMASA), totalizando 28 estações (figura 3). Esses dados tinham resolução temporal de seis observações em uma hora para o município de São Paulo e quatro observações em uma hora para o município de Santo André. Assim, a partir destes

dados, calculou-se a temperatura média diária e variância da temperatura diária (APÊNDICE D).

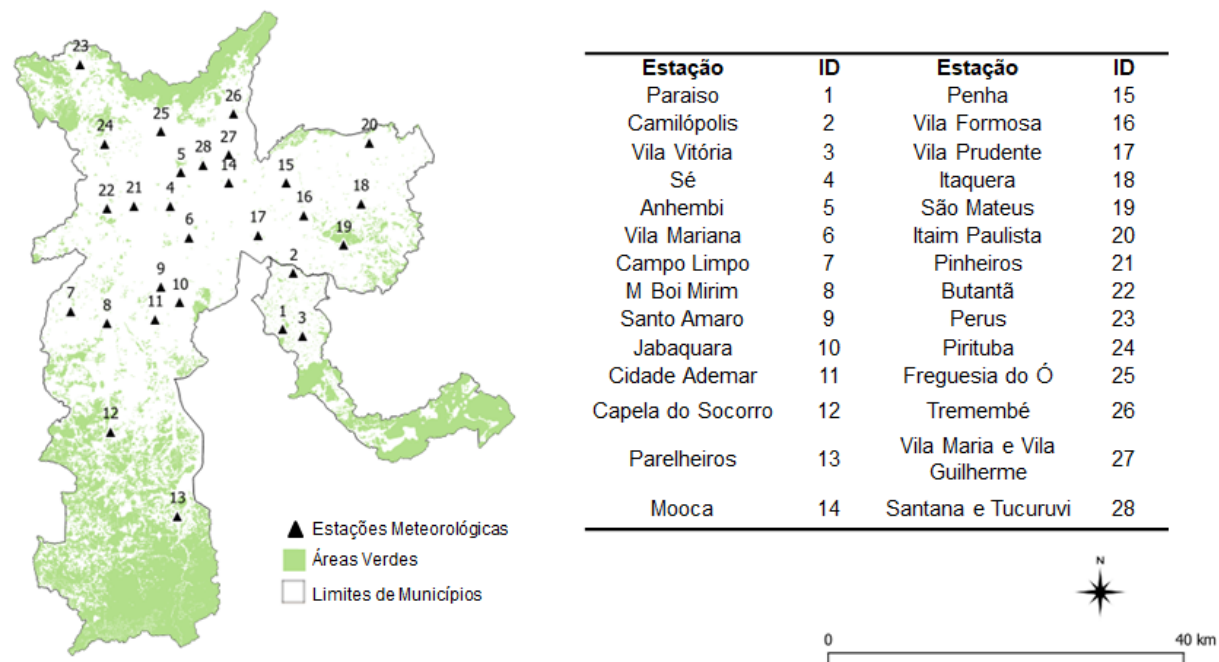


Figura 3 – Distribuição das 3 estações no município de Santo André pertencentes ao Serviço Municipal de Saneamento Ambiental de Santo André (estações 1 a 3) e 25 estações meteorológicas no município de São Paulo (estações 4 a 28) pertencentes ao Centro de Gerenciamento de Emergências.

Após o cálculo da temperatura média diária e variância da temperatura, foi feita a correlação de Pearson entre essas duas variáveis (i.e., $r = 0,27$ e $p = 2,2e-16$) e devido à baixa correlação entre elas (de acordo com ZUUR et al., 2009), elaboramos a abordagem de construção de modelos lineares tanto para a temperatura média como variável resposta quanto para a variância da temperatura como variável resposta.

Com o pacote *stats* (RCT, 2020), da linguagem R, calculou-se a correlação temporal dos dados de temperatura, pela Função de Autocorrelação Parcial, e optou-se por trabalhar com os dados de temperatura média diária a cada dez dias e a variância da temperatura diária a cada três dias para garantir a ausência de correlação temporal (APÊNDICE C).

Adotamos como variáveis explicativas o número de árvores na arborização viária, a quantidade de área verde e o volume de construções. Além disso, para levar em conta não apenas a quantidade dos elementos, mas também o tamanho e

configuração espacial deles (área ou volume construído e distância à estação) utilizamos como referência a fórmula do índice de proximidade (PROX) utilizado em análises de paisagens disponível no software Fragstats (MCGARIGAL & MARKS, 1995).

$$PROX = \sum_{i=1}^n \frac{área_i}{(distância_{ij})^2}$$

Onde n é o número de fragmentos presentes dentro de um raio de análise definido a partir do fragmento j , e $distância_{ij}$ é a distância entre o fragmento j e o fragmento i no raio de análise.

Entretanto, como não sabemos qual a relação entre a área e a distâncias que exercem efeito sobre a temperatura, testamos variações nesta fórmula com um efeito quadrático da área e também sem o efeito quadrático da distância, resultando em três índices (tabela 1). Estes índices foram aplicados considerando as estações meteorológicas como ponto central e considerando o tamanho de cada área verde, o volume de cada construção ou a presença dos indivíduos da arborização viária. No caso da arborização viária a área de cada indivíduo foi padronizada como sendo um círculo com raio igual a 1 m. Estes cálculos foram realizados considerando os raios de 500 m e 1 km no entorno das estações. Não foram utilizados raios maiores para evitar sobreposição entre os raios das diferentes estações.

Para o cálculo no número de árvores, considerou-se que são árvores presentes na arborização viária, obtido junto ao portal GeoSampa (PMSP, 2018) para o município de São Paulo e dados fornecidos pela prefeitura de Santo André (PMSA, 2018), e que geralmente não inclui árvores em propriedades privadas e nem o mapeamento de indivíduos arbóreos em parques e reservas.

Para o cálculo de áreas verdes, utilizaram-se as bases de dados vetoriais de áreas verdes do Plano Municipal de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica (PMSP, 2018) para o município de São Paulo ao passo que para o município de Santo André os dados foram fornecidos pela própria prefeitura do município (PMSA, 2018). As áreas verdes são fragmentos com cobertura arbórea podendo ser reservas, Unidades de Conservação ou parques urbanos.

Dada a importância de colocar variáveis que representassem as verticalizações assim como a distância relativa das áreas verdes, árvores e edificações em relação à estação meteorológica - uma vez que, esses fenômenos influenciam diretamente a temperatura em áreas urbanas -, foram elaboradas diferentes métricas para representá-los: a) Edificação, cujo volume em m^3 varia nos raios de 1 km e 500 m; b) três índices de proximidade, que variam nos raios de 1 km e 500 m. Para as estações do município de São Paulo, utilizaram-se as bases de dados vetoriais de lotes para IPTU disponíveis no portal GeoSampa (PMSP, 2018); ao passo que, para as estações de Santo André, os dados foram fornecidos pela Prefeitura de Santo André (PMSA, 2018). Na tabela 1 e figura 4, é possível observar essas relações com maior detalhamento.

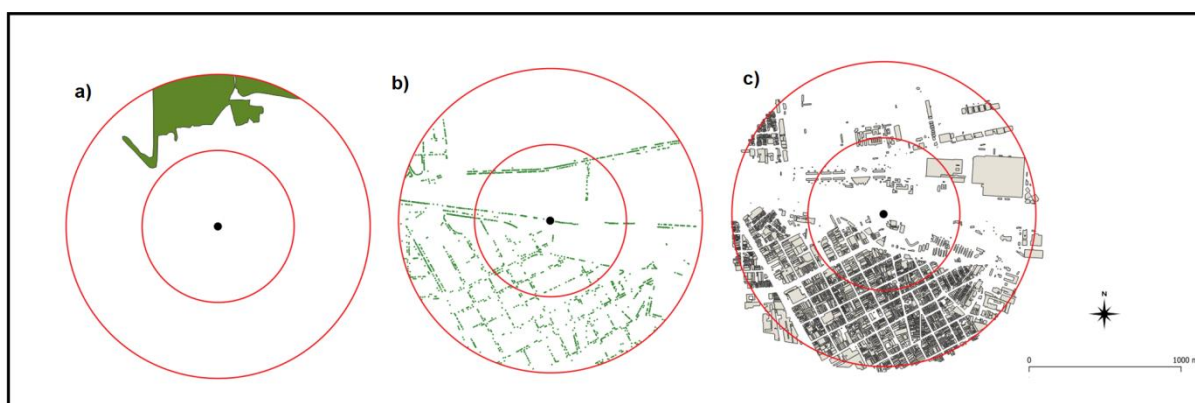


Figura 4 – representação dos raios de influência da estação Anhembi. a) Áreas Verdes; b) Arborização Viária; c) Edificações. Sendo que o ponto central em cada item representa o local da estação Anhembi e os círculos vermelhos representam os raios de 500 m e 1 km.

Tabela 1 – Descrição das variáveis explicativas para a seleção de modelos.

Variável	Descrição
Arborização urbana	Total de indivíduos que se encontram nos raios de influência de 1 km e 500 m.
Áreas verdes	Tamanho total das áreas verdes em metros quadrados que se encontram nos raios de influência de 1 km e 500 m.
Edificação	Volume total estimado em metros cúbicos constituído pela multiplicação da área construída dos lotes pela altura destes no raio de influência 1 km e 500 m.
	Somatório do volume cada de lote (i) dividido pelo quadrado da distância euclidiana do lote

PROX 1 - Edificação	até a estação meteorológica (distância i)(que se encontra no centro de cada raio de influência – 1 km e 500 m). $PROX\ 1 = \sum_{i=1}^n \frac{volume_i}{(distância_i)^2}$ Onde n é o número de lotes dentro do raio analisado.
PROX 2 - Edificação	Somatório do volume de cada lote (i) ao quadrado dividido pela distância euclidiana do lote até a estação meteorológica (distância i) (que se encontra no centro de cada raio de influência – 1 km e 500 m). $PROX\ 2 = \sum_{i=1}^n \frac{(volume_i)^2}{distância_i}$ Onde n é o número de lotes dentro do raio analisado.
PROX 3 - Edificação	Somatório do volume de cada lote (i) dividido pela distância euclidiana do lote até a estação meteorológica (distância i) (que se encontra no centro de cada raio de influência – 1 km e 500 m). $PROX\ 3 = \sum_{i=1}^n \frac{volume_i}{distância_i}$ Onde n é o número de lotes dentro do raio analisado.
PROXs áreas verdes e árvores	O cálculo do PROX 1 de área verde e número de árvores, possui a mesma fórmula do PROX 1 – Edificação, mas utiliza o valor de área ao invés do volume. Para a área verde, foi utilizada a área em metros quadrados de cada praça, parque ou reserva, ao passo que, para as árvores padronizamos o valor do raio da copa igual a 1 m (que acarreta uma área de copa aproximadamente de 3,14 m²).

Somando-se a isso, foi calculado a média e o desvio padrão do Índice de Vegetação Melhorado (*Enhanced Vegetation Index*, EVI), provenientes dos satélites Modis Terra e Aqua, com resolução espacial de 250 m, disponível no *Google Earth Engine*, para representar as mudanças sazonais que ocorrem com as áreas verdes e arborização viária devido à presença de espécies perenes e espécies caducifólias

na área de estudo (GORELICK et al., 2017). Estas medidas foram calculadas para os raios de 500 m e 1 km.

Além disso, também foi calculado o EVI médio para o raio de 5 km, que foi utilizado como um termo aditivo na seleção de modelos, a fim de verificar a influência de outras escalas espaciais no comportamento da temperatura, ou seja, o efeito de ilha de calor pode estar relacionado à outra escala mais ampla do que a que estamos analisando. A resolução temporal das imagens do EVI é de 8 dias e, para associar esta informação com os dados diários de temperatura, atribuiu-se o valor de EVI da data mais próxima a todos os dados diários de temperatura. Ademais, para evitar o uso de variáveis resposta com alta correlação em um mesmo modelo, realizou-se a correlação de Pearson entre métricas calculadas nos raios de 1 km e 500 m e aquelas, que tivessem valores de correlação maiores que 0,60 (ZUUR et al., 2009) não entraram em um mesmo modelo (APÊNDICE A).

Além das métricas de paisagem descritas anteriormente, incluiu-se a Latitude e Longitude das estações como covariáveis nos modelos para considerar um possível efeito da correlação espacial que poderia existir nos modelos. Também foram testados modelos de regressão que integrassem a correlação espacial como os *Geographically Weighted Regression* por meio do pacote *spgwr* (BIVAND, YU, 2020). Porém, não era possível considerar a correlação espacial e outra variável aleatória no mesmo modelo. Assim, como consideramos que outras variáveis aleatórias são importantes por incorporar possíveis efeitos das condições locais que não seriam representados pelas outras variáveis explicativas, optou-se por utilizar as coordenadas geográficas como covariáveis nos modelos de regressões para considerar possíveis efeitos da correlação espacial entre as estações.

Por último, alguns estudos demonstraram que a arborização viária, áreas verdes e edificações podem ter um efeito diferente na temperatura durante períodos mais quentes e períodos mais frios (LOMBARDO, 1985; CAO et al., 2010; COHEN, POTCHTER, MATZARAKIS, 2012; CHANG, LI, CHANG, 2017; HOWE et al. 2017). Desta forma, as análises foram feitas também considerando separadamente os períodos mais quentes e os períodos mais frios a partir da separação dos dados de temperatura baseado em quantis (APÊNDICE E). Assim, os dados correspondentes ao período mais frio foram selecionados a partir dos valores de temperatura dentro

dos quantis 5-20% ao passo que o período mais quente corresponde aos quantis de 80-95% (GOTELLI, ELLISON, 2011). Assim, evitou-se selecionar os dados apenas de estações específicas do ano (i.e., inverno ou verão) que poderiam não refletir os registros mais frios ou mais quentes do período estudado devido a grande variação interanual de temperatura que pode ocorrer na região.

2.3 Modelagem estatística

Para testar a presença de relação entre a temperatura e o número de árvores, o total de áreas verdes, o volume de edificações, índices de proximidade destas três covariáveis, EVIs, Latitude e Longitude foi utilizada a abordagem de inferência estatística por Verossimilhança baseados em modelos de regressões lineares mistas generalizadas (BOLKER, 2007; ZUUR et al., 2009). A temperatura média diária e logaritmo da variância diária da temperatura foram utilizados como variáveis respostas e como covariáveis foram usadas o número de árvores, o total de áreas verdes, o volume de construções, PROX 1 para árvores e áreas verdes e PROX 1, 2 e 3 para edificações e média e desvio padrão do EVI das imagens MODIS como também a Latitude e Longitude nas diferentes estações meteorológicas para os raios de 1 km e 500 m e um termo aditivo referente a média do EVI no raio de 5 km.

Neste trabalho, utilizou-se somente os PROX 1 de árvore e área verde e não incluiu-se os PROX 2 e PROX 3, pois estes últimos estavam altamente correlacionados tanto com o valor bruto de árvore como de área verde e os PROX 1 de cada categoria (i.e., PROX 2 e PROX 3 de árvore com valores de Pearson acima de 0,80 em relação ao número de árvores e PROX 1 de árvore; efeito análogo para a área verde e seus PROX) e, portanto, chegou-se a conclusão que eles não trariam novas informações para a seleção de modelos. Para a edificação utilizou-se os PROX 1, 2 e 3, pois estes não estavam altamente correlacionados entre si (i.e., valores de Pearson abaixo de 0,80) (APÊNDICE A) (ZUUR et al., 2009).

Em um mesmo modelo não foram colocadas covariáveis correlacionadas - i.e., com valores acima de 0,60 (ZUUR et al., 2009) - e foram feitas diferentes combinações aditivas e interativas entre as covariáveis respeitando-se sempre o

arranjo de uma variável para cada uma das três categorias (i.e., categoria árvores: número de árvores ou PROX 1 de árvore; categoria área verde: quantidade de área verde ou PROX 1 de área verde; categoria edificação: quantidade de edificação ou PROX 1 ou PROX 2 ou PROX 3 de edificação) ou de duas categorias (i.e., categoria índice de vegetação: valor médio do EVI ou desvio padrão do EVI; categoria edificação: quantidade de edificação ou PROX 1 ou PROX 2 ou PROX 3 de edificação). Além disso, nos arranjos de três categorias ou duas categorias poderia ter como termo aditivo a Latitude ou Longitude, ambos Latitude e Longitude de maneira aditiva, ou ainda a interação entre elas. Por fim, os modelos também poderiam ter como termo aditivo o EVI médio no raio de 5 km como também uma variável aleatória representada pelo *id* de cada estação a fim de incorporar possíveis efeitos das condições locais de cada estação não representadas pelas outras covariáveis.

Para a seleção de modelos todas as variáveis foram padronizadas pelo método de “z-transformation” (ZAR, 2010), ou seja, os valores foram subtraídos pela média e divididos pelo desvio padrão dos dados. Esta padronização foi feita para evitar uma influência nos ajuste dos modelos devido a variáveis com ordens de grandeza diferentes, permitindo assim a comparação direta da magnitude do efeito de cada variável sobre as variáveis respostas, através dos valores dos coeficientes estimados para uma delas nos modelos.

Após elaboração de todos os modelos, foi realizada uma análise pós-hoc de multicolinearidade usando o cálculo do Fator de Inflação de Variância (FIV) e, portanto, considerou-se somente modelos, que tivessem os FIVs abaixo do limiar de 3 (ZUUR et al., 2009). Também, foi feita inspeção visual dos resíduos dos modelos.

Por fim, os modelos foram comparados pelo o Critério de Informação de Akaike corrigido para pequenas amostras (AICc) (BURNHAM, ANDERSON, 2002), onde conjuntamente foram colocados os modelos com covariáveis calculadas no raio de 500 m e de 1 km para “competirem” entre si, e identificar qual o melhor modelo explicaria a temperatura média diária e a variância da temperatura diária tanto para todo o período quanto para os períodos mais frios e mais quentes. Foram considerados modelos igualmente plausíveis os que apresentaram $\Delta AICc \leq 2$ (BURNHAM, ANDERSON, 2002). As análises do presente trabalho foram

desenvolvidas em linguagem R; utilizaram-se os pacotes *lme4* (BATES et al., 2015) e *bbmle* (BOLKER, RDCT, 2017) para a regressão e seleção de modelos; ao passo que, o cálculo do VIF foi feito por meio do pacote *car* (FOX, WEISBERG, 2019). A metodologia resumida do presente estudo pode ser observada na figura 5.

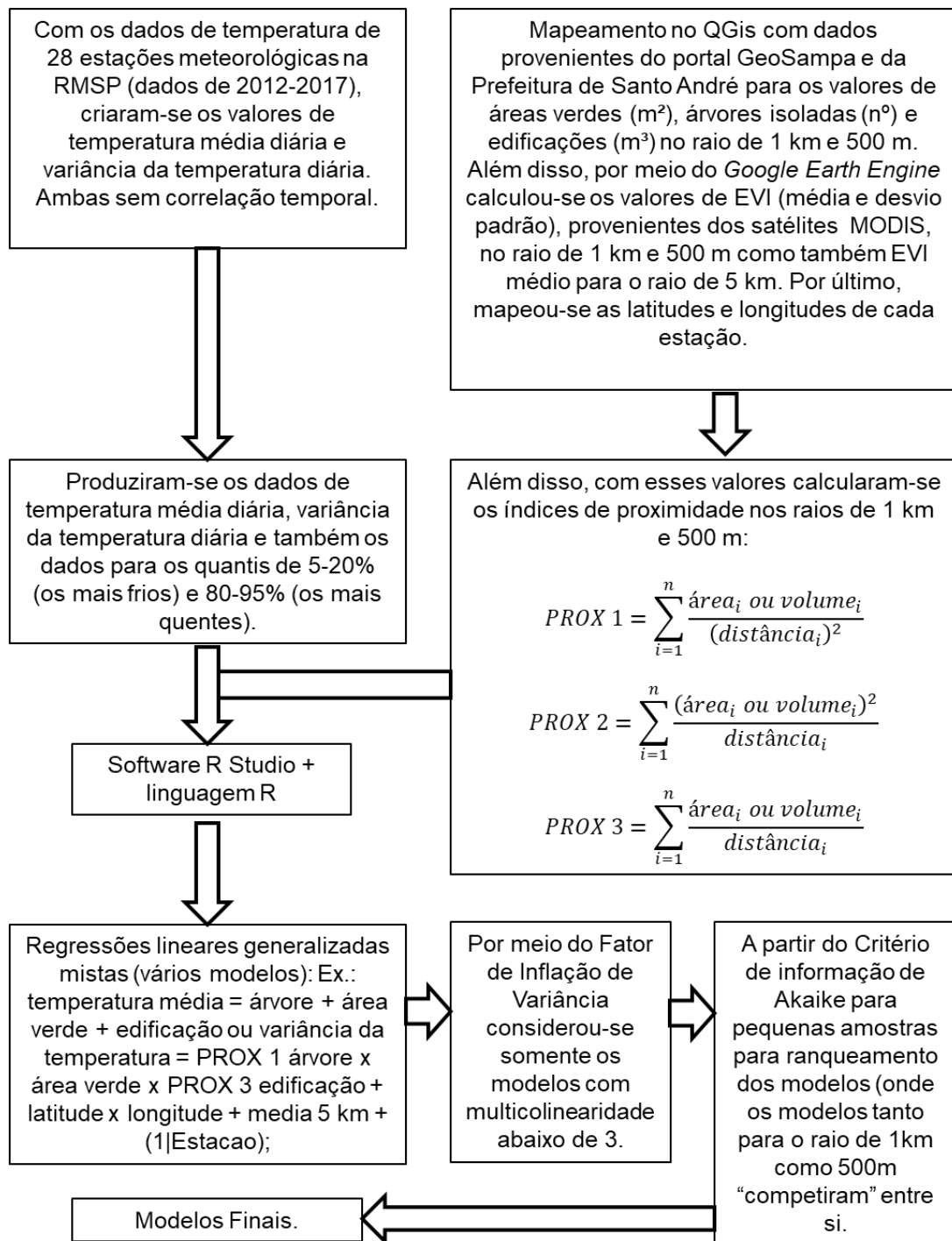


Figura 5 – fluxograma representando as etapas dos métodos adotados no presente estudo.

3. RESULTADOS

3.1 Distribuição espacial das variáveis dependentes e independentes

Pela distribuição espacial dos valores de temperatura das 28 estações meteorológicas da cidade São Paulo e Santo André (figura 6a), percebe-se que as áreas centrais se apresentam como as mais quentes comparadas com as áreas periféricas, sendo que este comportamento fica mais evidente com os valores máximos de temperatura média diária observados nas estações (figura 6b).

Além disso, as áreas centrais demonstram ter uma variância de temperatura menor se comparadas às áreas periféricas (figura 6d). Ao observar estações com valores mais extremos de temperatura como o caso da estação Vila Mariana (ID = 6), entre as mais quentes, e a estação Parelheiros (ID = 13), entre as mais frias (figura 6), verifica-se que a variância da temperatura é de 8 a 11°C, ao passo que, as demais estações em valores intermediários de temperatura (média, máxima e mínima) possuem uma variância de temperatura muito maior, de 11 a 18°C.

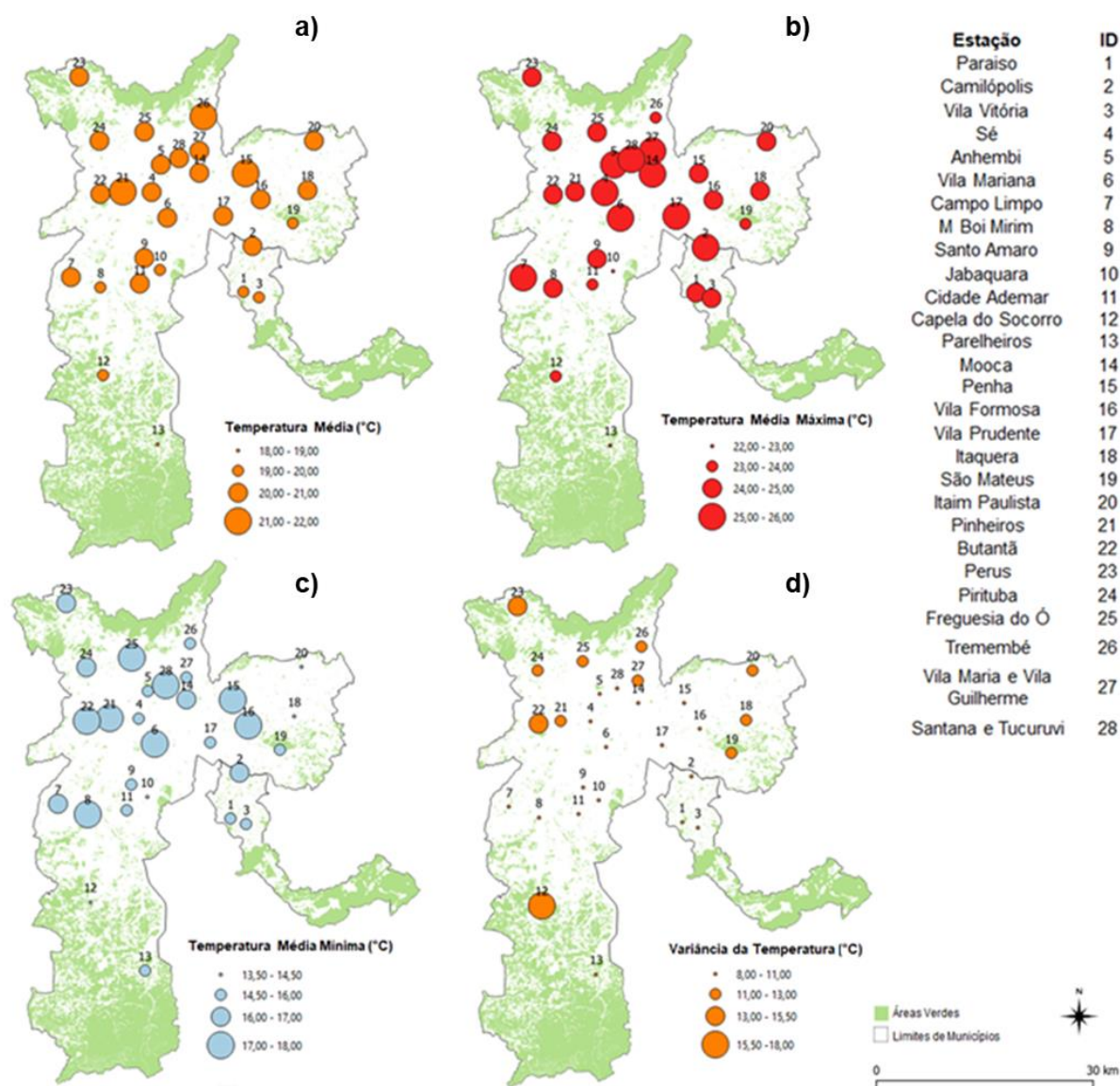


Figura 6 – Distribuição dos valores de temperatura média diária (a), temperatura média diária máxima (b), temperatura média diária mínima (c) e variância diária da temperatura (d) no período de 2012 a 2017 para as 28 estações meteorológicas analisadas no presente estudo.

A arborização viária no raio de 500 m possui um número maior de indivíduos na região central de São Paulo assim como em Santo André (figura 7a). Para o raio de 1 km, o número de indivíduos ao redor das estações meteorológicas é maior ao redor de todas as estações, porém ainda com um número maior de indivíduos nas áreas centrais de ambos os municípios (figura 7b).

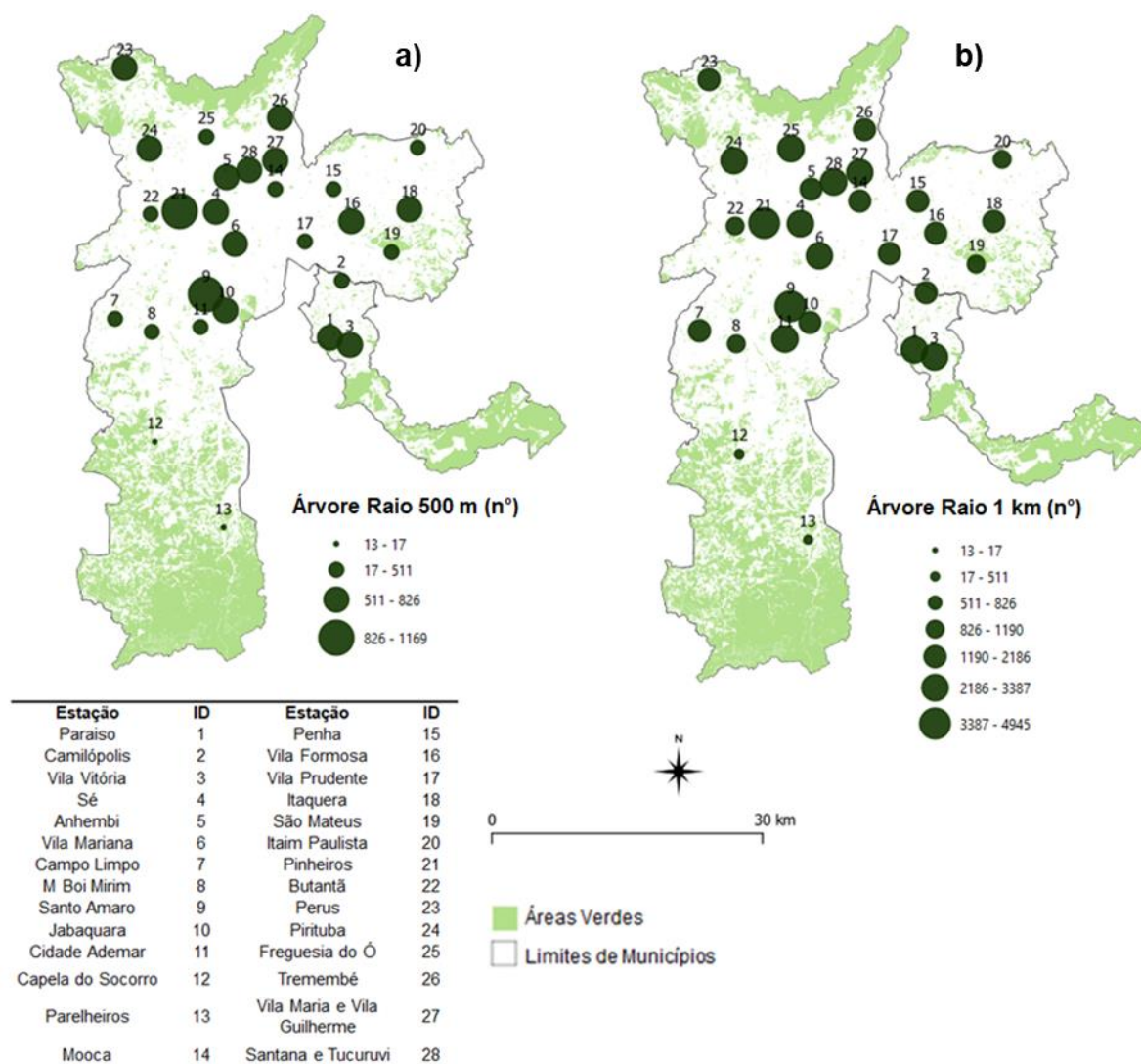


Figura 7 – Distribuição dos valores de número de árvores presentes na arborização viária nos raios de 500 m (a) e 1 km (b) no entorno das 28 estações meteorológicas analisadas. Os símbolos representativos da quantidade de árvores no raio não estão na mesma escala nas figuras a e b.

No caso das estações meteorológicas Capela do Socorro (ID = 12) e Parelheiros (ID = 13), observa-se que os valores de árvores não são elevados (figura 7 a e b), pois poucas árvores foram mapeadas na arborização viária. Apesar disso, o entorno destas duas estações apresenta grande quantidade de áreas verdes sendo contabilizadas como praças, parques ou fragmentos de vegetação (figura 8 a e b).

Em um raio de 500 m, observa-se que na região central de São Paulo praticamente não existem áreas verdes e na região central de Santo André a quantidade de áreas verdes está entre 2 e 16 hectares (figura 8a). Ao dobrar a

distância do raio, há um aumento de áreas verdes no entorno das estações que variam majoritariamente de 0,5 a 40 hectares (figura 8b). No caso da estação São Mateus (ID = 19), o elevado valor de áreas verdes se deve à estação meteorológica estar próxima da Área de Proteção Ambiental (APA) Parque do Carmo, na região leste de São Paulo; assim como das estações Capela do Socorro (ID = 12) e Parelheiros (ID = 13) que estão próximas da Área de Proteção Ambiental Capivari Monos, no extremo sul de São Paulo (figura 8).

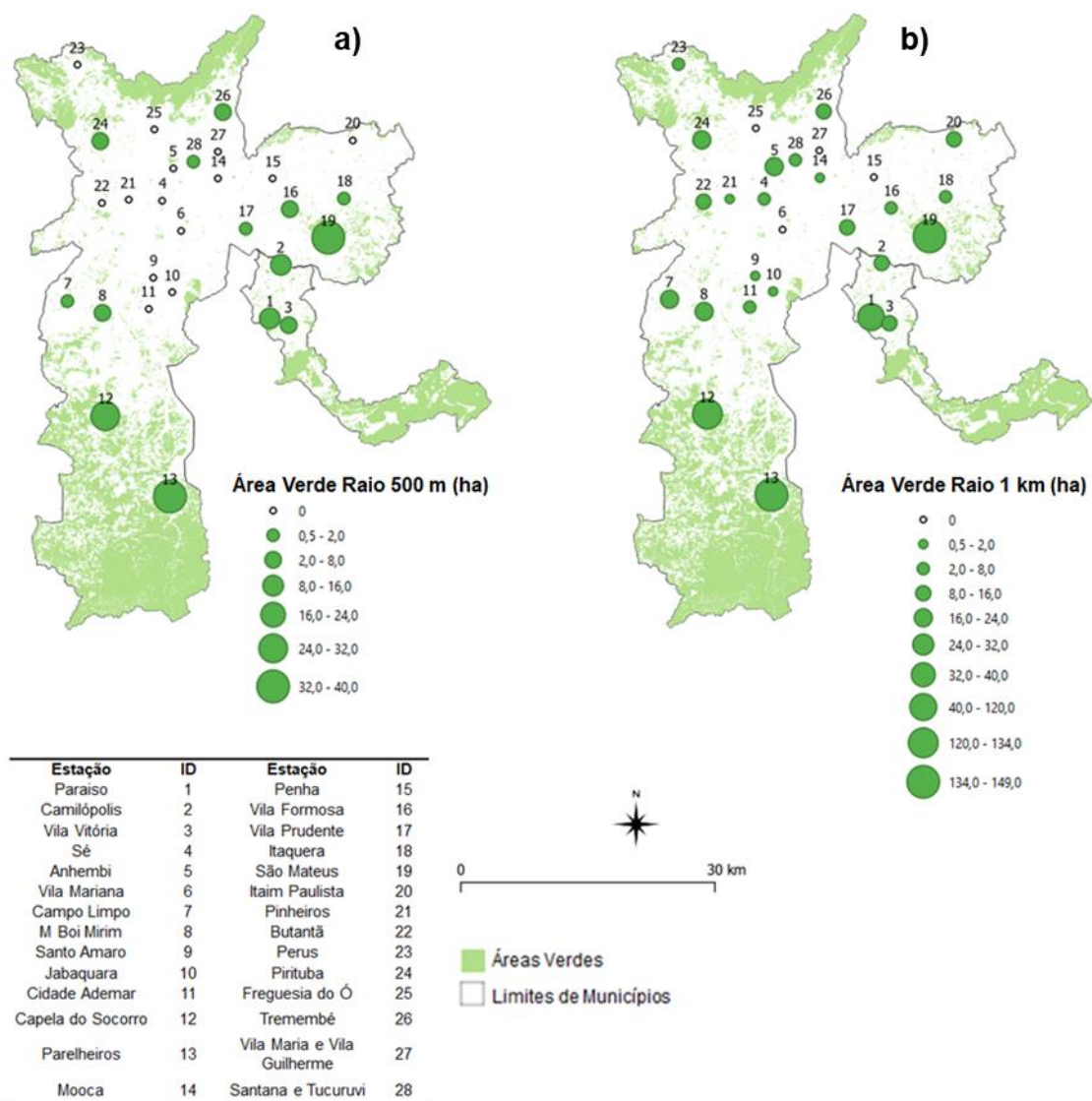


Figura 8 – Distribuição das áreas verdes em hectares nos raios de 500 m (a) e de 1 km (b) no entorno das 28 estações meteorológicas analisadas. Os símbolos representativos da quantidade de árvores no raio não estão na mesma escala nas figuras a e b.

No raio de 500 m há um volume de área construída elevado na região central de São Paulo e em Santo André. No caso do município de São Paulo, percebe-se que o volume de área construída nas regiões centrais é maior que nas áreas periféricas (figura 9a). Para o raio de 1 km, verifica-se que há um aumento no volume de área construída para os dois municípios, com exceção da estação Parelheiros (ID = 13). Os aumentos no volume construído no raio de 1 km podem chegar a cinco vezes o observado no raio de 500 m. No caso de São Paulo, as estações ao oeste e ao sul possuem um valor menor de volume que a região central, norte e leste (com exceção da estação São Mateus ID = 19) que apresenta os menores valores da região leste devido a sua localização no interior da APA Parque do Carmo, com baixa densidade de construções.

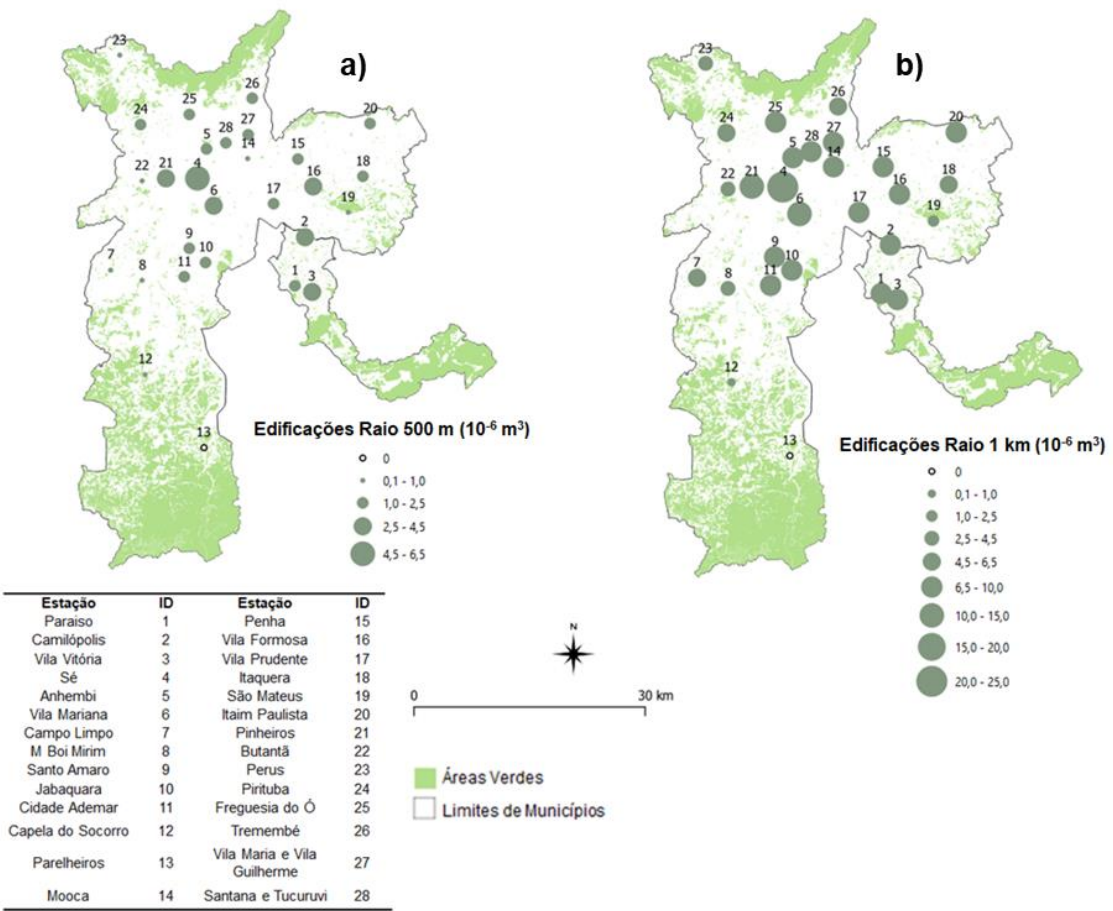


Figura 9 – Distribuição das edificações (10^6 m^3) nos raios de 500 m (a) e 1 km (b) no entorno das 28 estações meteorológicas analisadas. Os símbolos representativos da quantidade de árvores no raio não estão na mesma escala nas figuras a e b.

3.2 Modelagem estatística

Em todos os modelos selecionados, tanto para a temperatura média quanto para a variância da temperatura, a variável aleatória representada pela identidade das estações foi selecionada (tabela 2). Dentre os modelos relacionados à temperatura média as variáveis aleatórias tiveram um poder de explicação entre 50,1 e 54,9%, sendo que as variáveis fixas foram capazes de explicar entre 29,4 e 35,5% da variância dos dados (tabela 2).

Tabela 2 – Coeficientes estimados para os melhores modelos selecionados e porcentagem da variância explicada pelos fatores fixos e aleatórios dos modelos, para a temperatura média diária e variância da temperatura diária em todo o período e para os períodos mais quentes (quantil 80-95%) e para os períodos mais frios (quantil 5-20%) entre os anos de 2012 a 2017. Valores entre parênteses indicam o raio na qual as variáveis independentes foram calculadas.

Variável resposta analisada	Coeficientes estimados para as variáveis independentes presentes nos melhores modelos				
Temperatura Média (1km)	Intercepto	Desvio padrão EVI	Edificação	Longitude	EVI Médio no raio de 5 km
Fator fixo 29,41%	Fator aleatório 54,90%	20,27	0,73	1,96	1,07
					2,93
Temperatura Média – quantil 80-95% (500m)	Intercepto	Árvores	Área verde	Edificação	
Fator fixo 34,45%	Fator aleatório 50,10%	24,31	0,08	-0,52	-0,03
Temperatura Média – quantil 5-20%	Intercepto	Longitude			
Fator fixo 35,65%	Fator aleatório 51,76%	15,91	0,70		
Log (Variância da Temperatura)(1km)	Intercepto	Desvio padrão EVI	Edificação		
Fator fixo 1,40%	Fator aleatório 6,11%	2,17	-0,07	-0,10	
Log (Variância da Temperatura) - quantil 80-95% (1km)	Intercepto	Desvio padrão EVI	Edificação		
Fator fixo 3,84%	Fator aleatório 15,77%	2,61	-0,08	-0,10	
Log (Variância da Temperatura) - quantil 5-20% (1km)	Intercepto	EVI médio	Edificação	EVI Médio * Edificação	
Fator fixo 8,21%	Fator aleatório 21,42%	1,65	-0,58	-0,36	-0,23

A semelhança encontrada entre todos os modelos foi o termo aleatório estar presente, portanto, denota-se que ainda há outras características que podem explicar o comportamento encontrado pela temperatura média e variância da temperatura além das variáveis independentes que estão em cada modelo.

A seleção de modelos para a temperatura média considerando todo o período resultou em apenas um modelo com $\Delta AICc \leq 2$ (APÊNDICE B), sendo que o melhor modelo possuía como covariáveis o desvio padrão do EVI e o volume de edificações no raio de 1 km, conjuntamente, a outros dois fatores fixos que seriam os valores de latitude das estações meteorológicas e o valor médio do EVI em um raio de 5 km. Os fatores fixos explicam aproximadamente 29% do comportamento da temperatura média diária.

Além disso, verifica-se que o EVI médio para o raio de 5 km é a covariável com maior influência no comportamento da temperatura, sendo quatro vezes maior que o desvio padrão do EVI, o triplo da longitude e o dobro do volume das edificações (figura 10a). As variáveis presentes no melhor modelo revelam que diferentes escalas espaciais são importantes para explicar o comportamento da temperatura média diária assim como a composição da geometria urbana. Por fim, todas as covariáveis são significativas (figura 10a) e possuem uma relação positiva com a temperatura.

A seleção de modelos para a temperatura média diária do quantil 80-95% resultou em oito modelos com $\Delta AICc \leq 2$ (APÊNDICE B), sendo que o melhor modelo teve como covariáveis o número de árvores, total de área verde e o volume de edificações, todas calculadas no raio de 500 m. Os fatores fixos explicam aproximadamente 34% do comportamento da temperatura média diária durante o período mais quente.

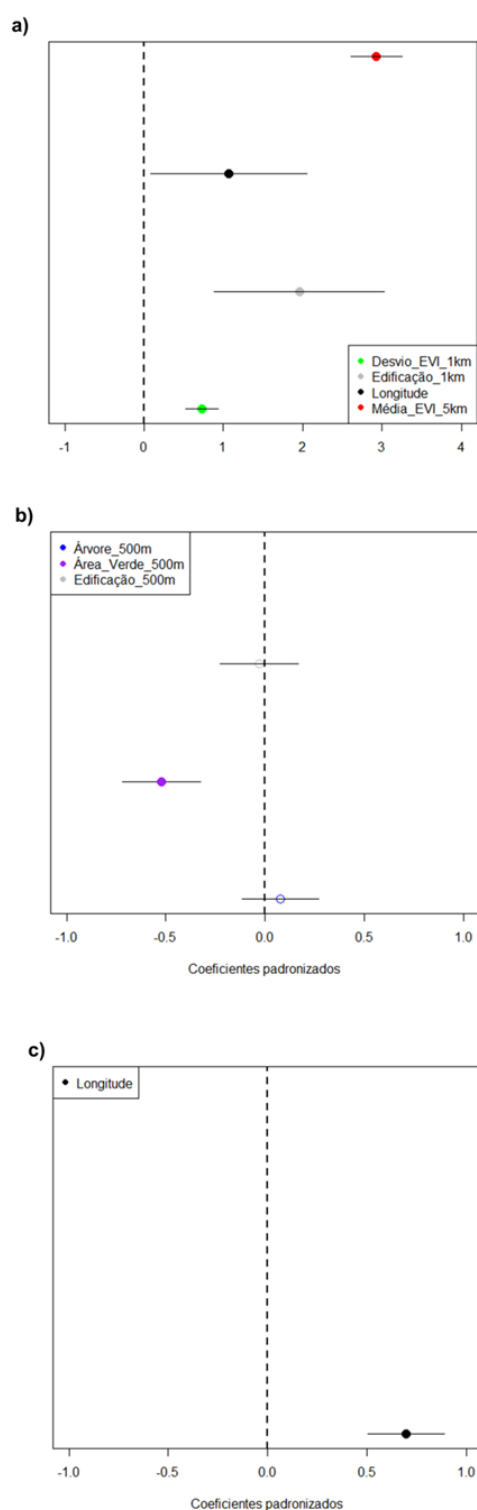


Figura 10 – Gráficos dos coeficientes padronizados estimados nos melhores modelos para a temperatura média diária considerando: a) todo o período de estudo (covariáveis espaciais locais calculadas no raio de 1km); b) os períodos mais quentes (quantil 80-95%) (covariáveis espaciais locais calculadas no raio de 500 m); c) períodos mais frios (quantil 5-20%). Círculos cheios indicam coeficientes significativos.

Entre as covariáveis, a que se destaca fortemente para influenciar o comportamento da temperatura média diária durante períodos mais quentes é o total de áreas verdes no raio de 500 m, com um efeito negativo sobre a temperatura. A influência da área verde é de 6,5 vezes maior que o efeito do número de árvores e de aproximadamente 17 vezes maior que o efeito do total de edificações no raio de 500 m. Além disso, verifica-se que somente o valor de áreas verdes é significativo neste modelo (figura 10b).

A seleção de modelos para a temperatura média diária do quantil 5-20% resultou em apenas um modelo com $\Delta AICc \leq 2$ (APÊNDICE B), no qual a única covariável presente foi a longitude, o que denota que a temperatura nas datas mais frias sofre influência de um gradiente longitudinal mais forte e importante do que das demais covariáveis analisadas neste trabalho. No caso, a longitude possui uma relação positiva com a temperatura (figura 10c), sendo responsável por explicar aproximadamente 36% do comportamento da temperatura média diária durante o período mais frio.

A seleção de modelos da variância da temperatura diária para todo o período resultou em dois modelos com $\Delta AICc \leq 2$ (APÊNDICE B), sendo que em ambos o desvio padrão do EVI e o total de edificações no raio de 1 km estavam presentes e apresentam relação negativa com a variância da temperatura (tabela 2 e figura 11a). Além destas duas variáveis, o segundo melhor modelo também possui a longitude como uma terceira variável independente (APÊNDICE B). Os fatores fixos do melhor modelo são responsáveis por explicar apenas 1,4% da variância da temperatura ao passo que os fatores aleatórios são responsáveis por apenas 6%. Desta forma, devido ao baixo poder de explicação do melhor modelo, considerou-se que as variáveis que são analisadas neste trabalho não explicam bem a variância da temperatura para o período analisado.

A seleção de modelos para a variância da temperatura diária para o quantil 80-95% resultou em apenas um modelo com $\Delta AICc \leq 2$ (tabela 2 e APÊNDICE B), em que as variáveis explicativas selecionadas foram o desvio padrão do EVI e o volume de edificações no raio de 1 km, sendo que as duas variáveis são significativas (figura 11b) e possuem uma relação negativa com a temperatura. O melhor modelo também apresentou baixo poder explicativo, sendo que os fatores

fixos deste modelo explicam aproximadamente 4% da variância da temperatura enquanto que os fatores aleatórios são responsáveis por aproximadamente 16%. Os coeficientes estimados para cada uma das variáveis presentes no melhor modelo possuem valores similares (tabela 2 e figura 11b).

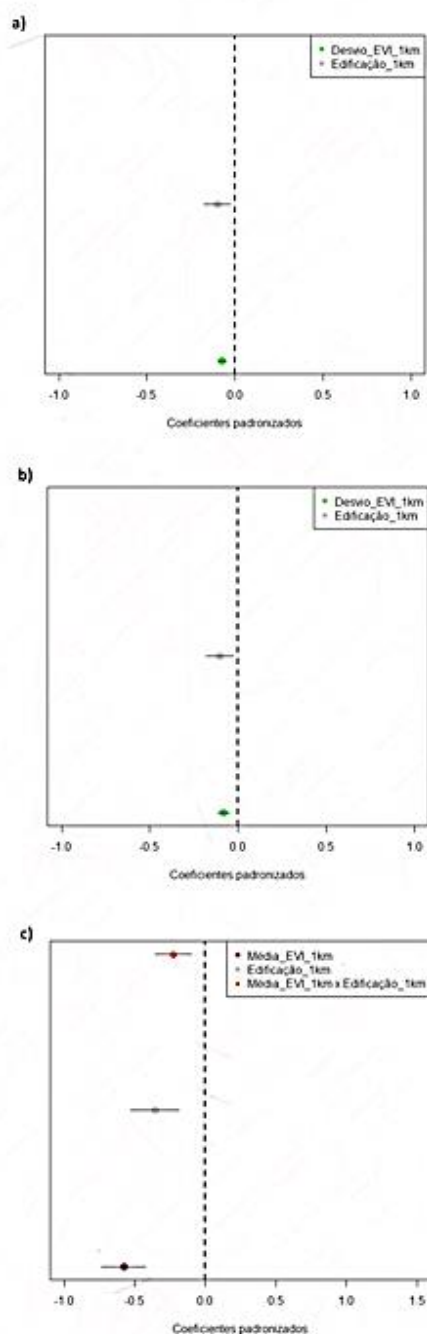


Figura 11 – Gráficos dos coeficientes padronizados estimados nos melhores modelos para a variância da temperatura diária considerando: a) todo o período de estudo; b) os períodos mais quentes (quantil 80-95%); c) períodos mais frios (quantil 5-20%). Em todos os modelos seleccionados as covariáveis espaciais locais foram calculadas no raio de 1km. Círculos cheios indicam coeficientes significativos.

Para a variância da temperatura diária para o quantil 5-20% dois modelos foram obtidos com $\Delta AICc \leq 2$ (APÊNDICE B), onde o melhor modelo resultou em uma interação entre o valor médio do EVI e o total de edificações no raio de 1 km (tabela 2); tanto as covariáveis como a interação entre elas são significativas (figura 11c) e possuem uma relação negativa com a temperatura. O melhor modelo também apresentou baixo poder explicativo, sendo que os fatores fixos representam aproximadamente 8% da variância da temperatura diária à medida que os fatores aleatórios compreendem aproximadamente 21% da variância. Neste modelo, a covariável que mais influenciaria a temperatura é o EVI médio no raio de 1 km, que tem uma influência de aproximadamente 1,5 vezes maior que a edificação e 2,5 vezes maior que a interação entre as duas covariáveis.

Ao analisar a distribuição espacial dos resíduos do modelo da temperatura média diária (figura 12b), podemos notar que as temperaturas estimadas para as regiões periféricas estão acima das observadas (i.e., resíduos negativos) e nas regiões mais centrais o modelo estimou valores mais altos do que o observado (i.e., resíduos positivos).

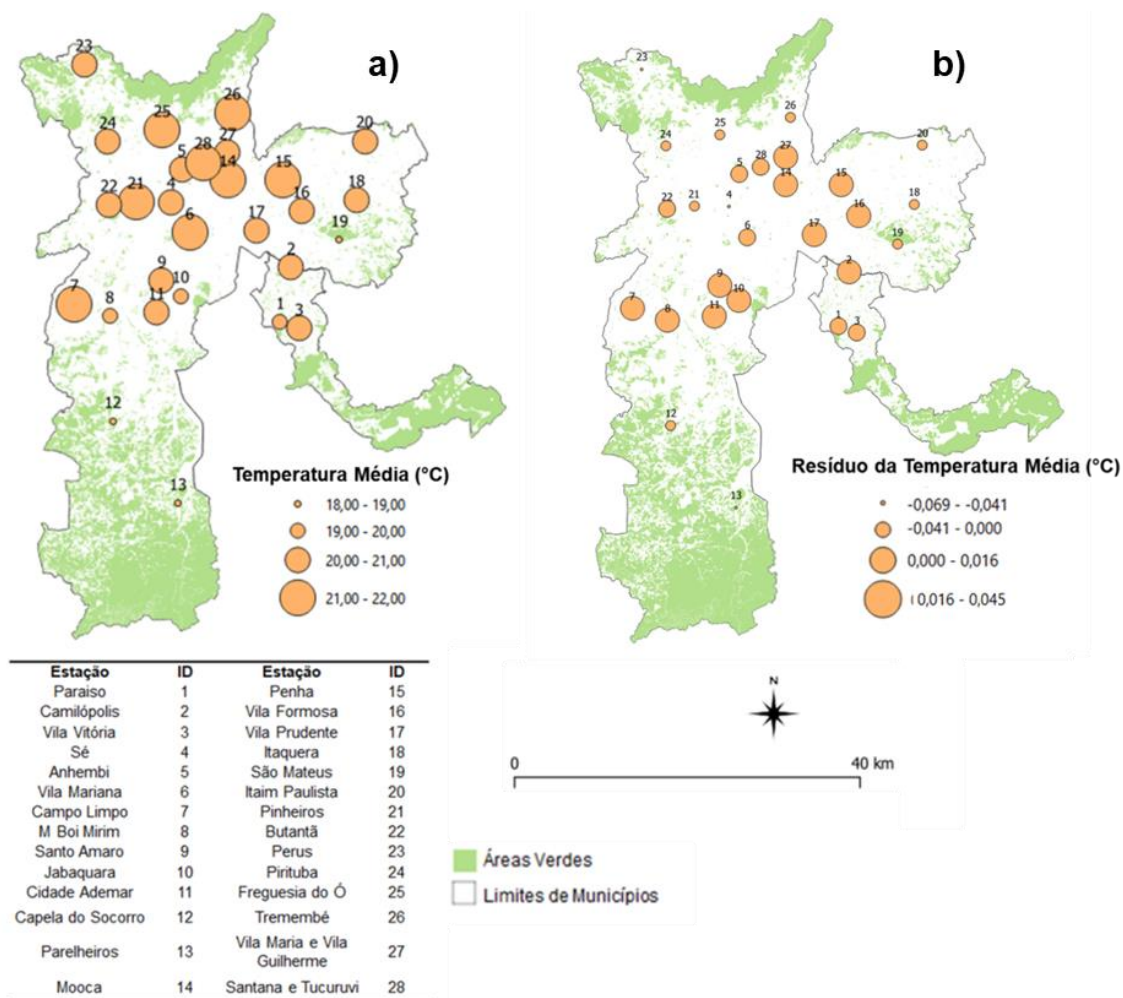


Figura 12 – Distribuição espacial dos valores médios da temperatura média diária e o resíduo da temperatura média diária do melhor modelo apresentado na tabela 2, para as 28 estações meteorológicas analisadas no presente estudo, entre o período de 2012 a 2017.

4. DISCUSSÃO

Pela distribuição espacial das 28 estações meteorológicas, principalmente, em relação à temperatura máxima (figura 6b), percebe-se que há maiores temperaturas nas áreas centrais da mancha urbana que as áreas circunvizinhas com maior vegetação. Este fenômeno já foi identificado em trabalhos que encontraram a formação de ilhas de calor na região metropolitana de São Paulo (LOMBARDO, 1985; ARAUJO et al., 2015) assim como em outras regiões mais centrais de manchas urbanas no mundo (MELAAS et al., 2016; RAGANALAGE, ESTOQUE, MURAYAMA, 2017; WONG, YU, 2005; ZHANG, ESTOQUE, MURAYAMA, 2017).

Somando-se a isso, percebe-se que a variância da temperatura é menor nas áreas centrais assim como em áreas periféricas mais ao leste do município de São Paulo (figura 6d) que são mais adensadas e com menos áreas verdes e também em estações meteorológicas como Parelheiros (ID = 13), que possuem poucas edificações e elevados valores de vegetação no entorno. Assim, a hipótese 1.2, segundo a qual existe relação negativa entre variância diária de temperatura e presença de vegetação não foi confirmada, uma vez que a variância da temperatura é maior em condições intermediárias de vegetação.

A existência de muitas edificações e que são constituídas, em sua maioria, por materiais que absorvem maior radiação solar e impedem a circulação dos ventos podem ser consideradas responsáveis pelo aumento da temperatura nas regiões mais centrais (GAGO et al., 2013). Ademais, estas regiões possuem menos áreas verdes reduzindo o potencial da vegetação em reduzir a temperatura por meio de maior sombreamento e evapotranspiração. Assim, as regiões mais centrais têm menor potencial de sofrer resfriamento térmico por parte da vegetação (MARTINI et al., 2015; SALMOND et al., 2016), resultando em temperaturas mais elevadas e com menor variação ao longo do dia quando comparadas às áreas mais periféricas e com maior vegetação.

Além disso, a região metropolitana de São Paulo é circundada por grandes maciços verdes (i.e., Cinturão Verde Paulista), assim, estações meteorológicas como Parelheiros (ID = 13), que estão dentro destes maciços e com urbanização pouco adensada, possuem temperaturas geralmente mais baixas e constantes, portanto, podem ter uma menor variância da temperatura (TALEGHANI, 2018; BOWLER et al., 2010). Porém, outras estações meteorológicas como Capela do Socorro (ID = 12) ou Perus (ID = 23) - que estão próximas aos grandes maciços, mas que ainda possuem certo grau de adensamento -, sofrem a influência destes e podem ter as suas temperaturas mais baixas, o que pode levar a uma maior variância da temperatura, pois ocorre o aumento da temperatura diurna associado a um maior resfriamento no período noturno (YU et al., 2017) se comparado com as áreas mais distantes dos maciços, nas regiões centrais.

Os melhores modelos de temperatura média diária apresentaram variáveis diferentes quando considerando todo o período analisado do período mais quente e

do período mais frio. Para o melhor modelo de todo o período analisado, as variáveis selecionadas foram o desvio padrão do EVI e a densidade de construções no raio de 1 km assim como o valor de EVI médio no raio de 5 km e a longitude.

Para o modelo da temperatura média diária para todo o ano, a relação positiva entre edifícios e a temperatura entre os raios de 500 m a 1 km, podem estar contribuindo para a diminuição da temperatura por meio do sombreamento, possivelmente, por terem uma relação altura/largura que favoreça o maior resfriamento, principalmente, por terem um elevado adensamento (figura 9) (GAGO et al., 2013; SALMOND et al., 2016).

Além disso, vale destacar que existem duas variáveis que sugerem um efeito de processos em escala geográfica mais ampla do que as analisadas no presente estudo, como o EVI médio no raio de 5 km e a longitude, podendo indicar que processos como o fenômeno da ilha de calor podem estar atuando.

Somando-se a isso, a relação positiva entre o valor de EVI médio no raio de 5 km e o desvio padrão do EVI no raio de 1 km pode estar ocorrendo, pois nas épocas quentes por ter mais precipitação, há um aumento na biomassa vegetal ou na quantidade de folhas, logo, acontece o aumento do índice de vegetação. Como na nossa área de estudo existem espécies caducifólias, então, na época fria – período mais seco – os indivíduos arbóreos perdem as folhas, o que resulta na diminuição do índice de vegetação. Portanto, considerando os dados agregados para todo o período analisado, isso pode levar a esse resultado do índice vegetação mais alto com temperaturas mais altas. Em consonância, como os modelos do período mais frio e do mais quente não tiveram como covariável nenhuma variável relacionada ao EVI, isso pode ajudar a mascarar os padrões quando todos os dados são agregados no período todo analisado e como isso afeta o comportamento da temperatura.

No modelo do período mais frio nenhuma variável relacionada à vegetação ou à densidade de construções foi selecionada, indicando que provavelmente a entrada de massas de ar frio são mais importantes para influenciar a temperatura do que a configuração e composição da paisagem urbana para as variáveis utilizadas (HOWE et al., 2017). Por se tratar de uma região metropolitana subtropical a presença de áreas verdes não apresentará efeitos negativos com temperaturas excessivamente

baixas como pode ser encontrado em áreas urbanas em regiões temperadas (LINDEN, ESPER, HOLMER, 2015).

A hipótese 1.1 de relação negativa entre a vegetação e a temperatura média se confirmou apenas para o período mais quente. A quantidade de áreas verdes é a variável que mais influencia a temperatura, demonstrando como era esperado, que a vegetação possui um potencial de reduzir a temperatura por meio da evapotranspiração, do bloqueio da radiação solar e da reflexão do sol por causa do maior albedo das folhas das árvores destas áreas verdes (TALEGHANI, 2018).

Para os modelos da variância diária o seu potencial de explicação é baixo e as variáveis aleatórias possuem um potencial de explicação muito maior. Portanto, outras variáveis referentes à geometria espacial urbana, diferente das que foram analisadas no presente trabalho, podem aumentar o potencial de explicação dos modelos, por exemplo, a incorporação de corpos hídricos como covariáveis como apresentado por Yu et al. (2017) para a cidade de Fuzhou, na China.

Ademais, dependendo do tamanho das áreas verdes a distância em que seu efeito de resfriamento é sentido pode variar (JAUREGUI, 1990; FEYISA, DONS, MEILBY, 2014; YU et al., 2017). Logo, uma região com pouquíssimas áreas verdes e com arborização urbana desigual (figuras 7 e 8), principalmente, nas áreas centrais como é caso de São Paulo e Santo André estão bastante suscetíveis aos efeitos das geometrias espaciais urbanas e como esta regula a temperatura.

Por último, percebe-se a importância de áreas verdes e não apenas da arborização viária para a regulação da temperatura especialmente nas épocas quentes e que isso pode reforçar a necessidade de investir em praças e parques melhor distribuídos ao invés de focar apenas em aumentar arborização viária. Isso se torna especialmente importante levando em conta que a RMSP possui clima quente e que estão previstas ondas de calor mais fortes em função das mudanças climáticas (IPCC, 2014). Assim, os impactos negativos dessas ondas de calor poderiam ser parcialmente mitigados por estratégias de aumento das áreas verdes.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O efeito da vegetação e das construções sobre a temperatura varia em função das épocas quentes e frias. Assim, análises que consideram todas as estações do ano agregadas podem mascarar os efeitos destas variáveis sobre a temperatura. Além disso, ao considerar todas as estações do ano agregadas, percebe-se que outras escalas geográficas foram selecionadas, indicando que o fenômeno de ilha de calor está atuando na RMSP.

Nas épocas frias a presença de vegetação não é tão relevante para a temperatura ao passo que nas épocas quentes a presença de regiões com predomínio de vegetação arbórea como parques, praças e reservas tem efeito mais importante do que a presença de arborização viária. Além disso, a presença de fragmentos reduz a temperatura nas épocas mais quentes e este efeito foi mais bem detectado em um raio de 500 m.

O poder público deve priorizar a criação de parques e praças de maneira bem distribuída pela região metropolitana, evitando grandes extensões sem áreas verdes, para mitigar possíveis efeitos de onda de calor e proporcionar temperaturas mais baixas nas estações quentes.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, L. V.; LABAKI, L. C. Conforto térmico propiciado por algumas espécies arbóreas: avaliação do raio de influência através de diferentes índices de conforto. **Ambiente Construído**, Porto Alegre, v. 10, n.4, p. 103-117, out./dez. 2010.

AKBARI, H. Shade trees reduce building energy use and CO2 emissions from power plants. **Environmental Pollution**, 116, p. 119-126, 2002.

AKBARI, H.; KONOPACKI, S. Calculating energy-saving potentials of heat-island reduction strategies. **Energy Policy**, 33, p. 721-756, 2005.

ALAVIPANAH, S., et al. The role of vegetation in mitigating urban land surface temperatures: a case study of Munich, Germany during warm season. **Sustainability**, 7, p. 4689-4706, 2015.

ALVARES, C. A., et al. Köppen's climate classification map for Brazil. **Meteorologische Zeitschrift**, vol. 22, n. 6, p. 711-728, 2014.

AMATO-LOURENÇO, L. F., et al. Metrôpoles, cobertura vegetal, áreas verdes e saúde. **Estudos Avançados**, 30(86), p. 113-130, 2016.

ARAUJO, R. V., et al. São Paulo urban heat islands have a higher incidence of dengue than other urban areas. **The Brazilian Journal of Infectious Diseases**, 19(2), p. 146-155, 2015.

BARROS, H. R.; LOMBARDO, M. A. A ilha de calor urbana e o uso e cobertura do solo em São Paulo – SP. **Geosp – Espaço e Tempo** (Online), v. 20, n. 1, p. 160-177, 2016.

BATES, D., et al. Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. **Journal of Statistical Software**, 67(1), p. 1-48, 2015. .<doi:10.18637/jss.v067.i01>.

BIVAND, R.; YU, D. 2020. **spgwr: Geographically Weighted Regression**. R package version 0.6-33. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=spgwr>

BOLKER, B. **Ecological Models and Data in R**. Princeton: Princeton University Press, 2007. 516 p.

BOLKER, B.; RDCT - R Development Core Team. 2017. **bbmle: Tools for General Maximum Likelihood Estimation**. R package version 1.0.20. Disponível em: <https://CRAN.R-project.org/package=bbmle>

BOWLER, D. E., et al. Urban greening to cool towns and cities: A systematic review of the empirical evidence. **Landscape and Urban Planning**, 97, p. 147-155, 2010.

BRACK, C. L. Pollution mitigation and carbon sequestration by an urban forest. **Environmental Pollution**, 116, p. 195-200, 2002.

BURNHAM, K.P.; ANDERSON, D. R. **Model selection and multimodel inference: a practical information-theoretic approach**. 2. ed. Nova Iorque: Springer-Verlag, 2002. 515 p.

CAO, X., et al. Quantifying the cool island intensity of urban parks using ASTER and IKONOS data. **Landscape and Urban Planning**, 96, p. 224-231, 2010.

CARFAN, A. C.; GALVANI, E.; NERY, J. T. Study of thermal comfort in the City of São Paulo using ENVI-met model. **Investigaciones Geográficas**, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM, n. 78, p. 34-47, 2012.

CHANG, C.; LI, M.; CHANG, S. A preliminary study on the local cool-island intensity of Taipei city parks. **Landscape and Urban Planning**, 80, p. 386-395, 2007.

COHEN, P.; POTCHTER, O.; MATZARAKIS, A. Daily and seasonal climatic conditions of green urban open spaces in the Mediterranean climate and their impact on human comfort. **Building and Environment**, 51, p. 285-295, 2012.

DUARTE, D. H. S., et al. The impact of vegetation on urban microclimate to counterbalance built density in a subtropical changing climate. **Urban Climate**, 14, p. 224-239, 2015.

EMPLASA. **Sobre a RMSP**. (2017). Disponível em: <https://www.emplasa.sp.gov.br/RMSP>>. Acesso em: 05 ago. 2018.

ESCOBEDO, F. J.; NOWAK, D. J. Spatial heterogeneity and air pollution removal by urban forest. **Landscape and Urban Planning**, 90, p. 102-110, 2009.

ESTOQUE, R. C.; MURAYAMA, Y. Monitoring surface urban heat island formation in a tropical mountain city using Landsat data (1987-2015). **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 133, p. 18-29, 2017.

FEYISA, G. L.; DONS, K.; MEILBY, H. Efficiency of parks in mitigating urban heat island. effect: An example from Addis Ababa. **Landscape and Urban Planning**, 123, p. 87-95, 2014.

Fox J, Weisberg S. 2019. **An R Companion to Applied Regression**, Third edition. Sage, Thousand Oaks CA. <https://socialsciences.mcmaster.ca/jfox/Books/Companion/>.

FREITAS, E. D., et al. Interactions of an urban heat island and sea-breeze circulations during winter over the metropolitan area of São Paulo, Brazil. **Boundary-Layer Meteorology**, 122, p. 43-65, 2007.

GAGO, E. J., et al. The city and urban heat islands: A review of strategies to mitigate adverse effects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 25, p. 749-758, 2013.

GOMES, M. A. S.; AMORIM, M. C. C. T. Arborização e conforto térmico no espaço urbano: estudo de caso nas praças públicas de Presidente Prudente (SP). **Caminhos de Geografia** (Online), 7(10), p. 94-106, set. 2003.

GOMES, M. A. S.; SOARES, B. R. A vegetação nos centros urbanos: considerações sobre os espaços verdes em cidades médias brasileiras. **Estudos Geográficos**, Rio Claro, 1(1), p. 19-29, jun. 2003.

GORELICK, N., et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. **Remote Sensing of Environment**, 2017.

GOTELLI, N. J.; ELLISON, A. M. **Princípios de Estatística em Ecologia**. Artmed, 2011. 527 p.

HOWE, D. A., et al. Spatial and temporal variability of air temperature across urban neighborhoods with varying amounts of tree canopy. **Urban Forestry & Urban Greening**, 27, p. 109-116, 2017.

IBGE, 2016. **Populações**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 03. jul. 2018.

IBGE, 2019. **Populações**. Disponível em: <<https://www.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 07. nov. 2019.

IPCC, 2014. **Climate Change 2014: Synthesis Report**. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Core Writing Team, R.K. Pachauri and L.A. Meyer (eds.)]. IPCC, Geneva, Switzerland, 151 p.

JAUREGUI, E. Influence of Large Urban Park on Temperature and Convective Precipitation in a Tropical City. **Energy and Buildings**, p. 457-463, 1990.

KRÜGER, E. L. Urban heat island and indoor comfort effects in social housing dwellings. **Landscape and Urban Planning**, 134, p. 147-156, 2015.

LEHMANN, I., et al. Urban vegetation structure types as a methodological approach for identifying ecosystem services – Application to the analysis of micro-climatic effects. **Ecological Indicators**, 42, p. 58-72, 2014.

LI, X.; RATTI, C.; SEIFERLING, I. Quantifying the shade provision of street trees in urban landscape: A case study in Boston, USA, using Google Street View. **Landscape and Urban Planning**, 169, p. 81-91, 2018.

LIN, B. B., et al. Local- and landscape-scale land cover affects microclimate and water use in urban gardens. **Science of the Total Environment**, 610-611, p. 570-575, 2018.

LINDEN, J., ESPER, J., HOLMER, B. Using land cover, population, and night light data for assessing local temperature differences in Mainz, Germany. **J. Appl. Meteorol. Climatol.** 54, 658–670, 2015.

LOBODA, C. R.; ANGELIS, B. L. D. Áreas verdes públicas urbanas: conceitos, usos e funções. **Ambiência**, Guarapuava, v. 1, n. 1, p. 125-139, jan./jun. 2005.

LOMBARDO, M. A. **Ilha de calor nas metrópoles: O exemplo de São Paulo**. 1 ed. São Paulo: Hucitec, 1985. 244 p.

MARTINI, A., et al. A periodicidade diária do índice de conforto térmico na arborização de ruas de Curitiba-PR. **Scientia Plena**, vol. 9, n. 5, p. 1-9, 2013.

MARTINI, A., et al. Microclima em diferentes tipologias de floresta urbana. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, Piracicaba, v. 10, n. 4, p. 12-22, 2015.

MCGARIGAL, K., MARKS, B. J. **FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure**. Gen. Tech. Report PNW-GTR-351, USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station, Portland, OR, 1995.

MELAAS, E. K. Interactions between urban vegetation and surface urban heat islands: a case study in the Boston metropolitan region. **Environmental Research Letters**, 2016.

NG, E., et al. A study on the cooling effects of greening in a high-density city: An experience from Hong Kong. **Building and Environment**, 47, p. 256-271, 2012.

OLIVA, G. T. **Relação do conforto humano com métricas de cobertura arbórea**. 2016. 106 f. Dissertação (Mestrado em Ciências: Recursos Florestais) – Escola Superior de Agricultura “Luiz de Queiroz”, Universidade de São Paulo, Piracicaba.

PALOMINO, D.; CARRASCAL, L. M. Urban influence on birds at a regional scale: A case study with the avifauna of northern Madrid province. **Landscape and Urban Planning**, 77, p. 276-290, 2006.

PMSA - PREFEITURA DO MUNICIPIO DE SANTO ANDRÉ, 2018. **Geoprocessamento**. Disponível em: < <http://e-geo.santoandre.sp.gov.br/Shapefiles.asp> > Acesso em: 09 jul. 2018.

PMSP - PREFEITURA DO MUNICIPIO DE SÃO PAULO, 2018. **Mapa Digital da Cidade de São Paulo**. Disponível em: < <http://geosampa.prefeitura.sp.gov.br/PaginasPublicas/SBC.aspx> >. Acesso em: 09 jul. 2018.

RANAGALAGE, M., ESTOQUE R. C., MURAYAMA, Y. An urban heat island. study of the Colombo metropolitan area, Sri Lanka, based on landsat data (1997-2017). **International Journal of Geo-Information**, 2017.

RCT - R Core Team, 2020. **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

SALMOND, J. A., et al. Health and climate related ecosystem services provided by street trees in the urban environment. **Environmental Health**, 15, p. 95-111, 2016.

SHASHUA-BAR, L.; HOFFMAN, M. E. Vegetation as a climatic component in the design of an urban street: An empirical model for predicting the cooling effect of urban green areas with trees. **Energy and Building**, 31, p. 221-235, 2000.

SHASHUA-BAR, L.; PEARLMUTTER, D.; ERELL, E. The cooling efficiency of urban landscape strategies in a hot dry climate. **Landscape and Urban Planning**, 92, p. 179-186, 2009.

SOUSA, A. L. F.; MASSAMBANI, O. Ilha de calor urbana na Região Metropolitana de São Paulo. **Anais XIII Congresso Brasileiro de Meteorologia**, Fortaleza, Brasil, 2004.

SOUZA, A. L., et al. Diagnóstico quantitativo e qualitativo da arborização das praças de Aracaju, SE. **Revista Árvore**, Viçosa, v. 35, n. 6, p. 1253-1263, 2011.

SPANGENBERG, J., et al. Simulation of the influence of vegetation on microclimate and thermal comfort in the city of São Paulo. **Revista da Sociedade Brasileira de Arborização Urbana**, Piracicaba, v. 3, n. 2, p. 1-19, jun. 2008.

SUN, S., et al. Evaluating the impact of urban green space and landscape design parameters on thermal comfort in hot summer by numerical simulation. **Building and Environment**, 123, p. 277-288, 2017.

TALEGHANI, M. Outdoor thermal comfort by different heat mitigation strategies – A review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 81, p. 2011-2018, 2018.

TUBBY, K. V.; WEBBER, J. F. Pests and diseases threatening urban trees under a changing climate. **Forestry**, 83(4), p. 451-459, 2010.

TYRVÄINEN, L., et al. **Benefits and uses of urban forests and trees.** Urban forests and Trees. Berlin: Springer, 2005. Capítulo 4.

VEMADO, F.; FILHO, A. J. P. Severe weather caused by heat island and sea breeze effects in the Metropolitan Area of São Paulo, Brazil. **Advances in Meteorology**, p. 1-14, 2016.

WONG, N. H., YU C. Study of green areas and urban heat island in a tropical city. **Habitat international**, 2005.

YU, Z., et al. How can urban green spaces be planned for climate adaptation in subtropical cities? **Ecological Indicators**, 82, p. 152-162, 2017.

ZHANG, X.; ESTOQUE, R. C.; MURAYAMA, Y. An urban heat island study in Nanchang City, China based on land surface temperature and social-ecological variables. **Sustainable Cities and Society**, 32, p. 557-568, 2017.

ZAR, J. H. **Biostatistical analysis**. 5 ed. Nova Jersey: Pearson, 2010. 947 p.

ZUUR, A., et al. **Mixed effects models and extensions in ecology with R**. Nova Iorque: Springer-Verlag, 2009. 579 p.

APÊNDICE A – Tabelas de correlação de Pearson

A seguir são apresentadas as tabelas com os resultados de correlação de Pearson para as variáveis independentes.

Tabela A1 – Resultado da Correlação de Pearson para todas as variáveis preditoras de seleção de modelos para o raio de 1 km. Variáveis com valores de correlação maiores do que 0.6 ou menores que -0.6 estão destacadas em negrito com fundo vermelho e não foram usadas em um mesmo modelo.

	arv	areav	edif	arv.p1	arv.p2	arv.p3	areav.p1	areav.p2	areav.p3	edif.p1	edif.p2	edif.p3	desvio	media	x	y	media_5km
arv	1.00	-0.57	0.62	0.74	0.98	0.98	-0.23	-0.22	-0.27	0.15	0.16	0.56	-0.40	-0.54	-0.08	0.35	-0.45
areav	-0.57	1.00	-0.51	-0.30	-0.57	-0.57	0.61	0.60	0.67	-0.11	-0.13	-0.47	0.50	0.80	0.06	-0.63	0.62
edif	0.62	-0.51	1.00	0.25	0.56	0.56	-0.24	-0.23	-0.27	0.12	0.28	0.94	-0.40	-0.54	0.10	0.30	-0.55
arv.p1	0.74	-0.30	0.25	1.00	0.83	0.83	-0.02	-0.02	-0.05	0.03	0.13	0.18	-0.09	-0.28	-0.01	0.31	-0.25
arv.p2	0.98	-0.57	0.56	0.83	1.00	1.00	-0.18	-0.17	-0.22	0.14	0.17	0.50	-0.36	-0.54	-0.03	0.40	-0.45
arv.p3	0.98	-0.57	0.56	0.83	1.00	1.00	-0.18	-0.17	-0.22	0.14	0.17	0.50	-0.36	-0.54	-0.03	0.40	-0.45
areav.p1	-0.23	0.61	-0.24	-0.02	-0.18	-0.18	1.00	1.00	1.00	-0.07	-0.14	-0.24	0.49	0.32	0.36	-0.03	0.10
areav.p2	-0.22	0.60	-0.23	-0.02	-0.17	-0.17	1.00	1.00	1.00	-0.07	-0.13	-0.23	0.48	0.31	0.36	-0.02	0.09
areav.p3	-0.27	0.67	-0.27	-0.05	-0.22	-0.22	1.00	1.00	1.00	-0.07	-0.14	-0.27	0.50	0.38	0.35	-0.09	0.16
edif.p1	0.15	-0.11	0.12	0.03	0.14	0.14	-0.07	-0.07	-0.07	1.00	0.22	0.44	-0.02	-0.09	-0.08	0.22	-0.16
edif.p2	0.16	-0.13	0.28	0.13	0.17	0.17	-0.14	-0.13	-0.14	0.22	1.00	0.32	0.03	-0.23	0.20	0.07	-0.35
edif.p3	0.56	-0.47	0.94	0.18	0.50	0.50	-0.24	-0.23	-0.27	0.44	0.32	1.00	-0.35	-0.47	0.04	0.32	-0.50
desvio	-0.40	0.50	-0.40	-0.09	-0.36	-0.36	0.49	0.48	0.50	-0.02	0.03	-0.35	1.00	0.57	-0.12	-0.03	0.37
media	-0.54	0.80	-0.54	-0.28	-0.54	-0.54	0.32	0.31	0.38	-0.09	-0.23	-0.47	0.57	1.00	-0.20	-0.50	0.84
x	-0.08	0.06	0.10	-0.01	-0.03	-0.03	0.36	0.36	0.35	-0.08	0.20	0.04	-0.12	-0.20	1.00	0.10	-0.29
y	0.35	-0.63	0.30	0.31	0.40	0.40	-0.03	-0.02	-0.09	0.22	0.07	0.32	-0.03	-0.50	0.10	1.00	-0.42
media_5km	-0.45	0.62	-0.55	-0.25	-0.45	-0.45	0.10	0.09	0.16	-0.16	-0.35	-0.50	0.37	0.84	-0.29	-0.42	1.00

Legenda: arv = árvore; areav = área verde; edif = edificação; arv.p1 = PROX 1 de árvore; arv.p2 = PROX 2 de árvore; arv.p3 = PROX de árvore; areav.p1 = PROX 1 de área verde; arev.p2 = PROX 2 de área verde; areav.p3 = PROX 3 de área verde; edif.p1 = PROX 1 de edificação; edif.p2 = PROX 2 de edificação; edif.p3 = PROX 3 de edificação; desvio = desvio padrão do EVI; media = media do EVI; x = Latitude; y = Longitude; media_5km = média do EVI no raio de 5 km.

Tabela A2 – Resultado da Correlação de Pearson para todas as variáveis preditoras de seleção de modelos para o raio de 500 m. Variáveis com valores de correlação maiores do que 0.6 ou menores que -0.6 estão destacadas em negrito com fundo vermelho e não foram usadas em um mesmo modelo.

	arv	areav	edif	arv.p1	arv.p2	arv.p3	areav.p1	areav.p2	areav.p3	edif.p1	edif.p2	edif.p3	desvio	media	x	y	media_5km
arv	1.00	-0.58	0.53	0.76	0.97	0.97	-0.22	-0.18	-0.27	0.28	0.23	0.49	-0.41	-0.59	0.04	0.44	-0.46
areav	-0.58	1.00	-0.49	-0.29	-0.52	-0.52	0.63	0.60	0.71	-0.12	-0.15	-0.40	0.35	0.77	0.14	-0.65	0.62
edif	0.53	-0.49	1.00	0.18	0.45	0.45	-0.31	-0.29	-0.34	0.16	0.34	0.85	-0.38	-0.55	0.13	0.29	-0.51
arv.p1	0.76	-0.29	0.18	1.00	0.86	0.86	-0.03	-0.01	-0.06	0.02	-0.04	0.08	-0.22	-0.32	0.00	0.30	-0.22
arv.p2	0.97	-0.52	0.45	0.86	1.00	1.00	-0.13	-0.10	-0.19	0.18	0.15	0.38	-0.36	-0.53	0.04	0.46	-0.42
arv.p3	0.97	-0.52	0.45	0.86	1.00	1.00	-0.13	-0.10	-0.19	0.18	0.15	0.38	-0.36	-0.53	0.04	0.46	-0.42
areav.p1	-0.22	0.63	-0.31	-0.03	-0.13	-0.13	1.00	0.99	0.99	-0.07	-0.11	-0.25	0.42	0.36	0.34	-0.07	0.15
areav.p2	-0.18	0.60	-0.29	-0.01	-0.10	-0.10	0.99	1.00	0.99	-0.07	-0.11	-0.24	0.42	0.32	0.36	-0.04	0.11
areav.p3	-0.27	0.71	-0.34	-0.06	-0.19	-0.19	0.99	0.99	1.00	-0.08	-0.11	-0.28	0.43	0.43	0.33	-0.16	0.22
edif.p1	0.28	-0.12	0.16	0.02	0.18	0.18	-0.07	-0.07	-0.08	1.00	0.35	0.63	-0.07	-0.07	-0.08	0.22	-0.16
edif.p2	0.23	-0.15	0.34	-0.04	0.15	0.15	-0.11	-0.11	-0.11	0.35	1.00	0.41	-0.15	-0.20	0.27	0.14	-0.26
edif.p3	0.49	-0.40	0.85	0.08	0.38	0.38	-0.25	-0.24	-0.28	0.63	0.41	1.00	-0.28	-0.40	0.01	0.31	-0.43
desvio	-0.41	0.35	-0.38	-0.22	-0.36	-0.36	0.42	0.42	0.43	-0.07	-0.15	-0.28	1.00	0.52	-0.09	-0.01	0.30
media	-0.59	0.77	-0.55	-0.32	-0.53	-0.53	0.36	0.32	0.43	-0.07	-0.20	-0.40	0.52	1.00	-0.18	-0.50	0.82
x	0.04	0.14	0.13	0.00	0.04	0.04	0.34	0.36	0.33	-0.08	0.27	0.01	-0.09	-0.18	1.00	0.10	-0.29
y	0.44	-0.65	0.29	0.30	0.46	0.46	-0.07	-0.04	-0.16	0.22	0.14	0.31	-0.01	-0.50	0.10	1.00	-0.42
media_5km	-0.46	0.62	-0.51	-0.22	-0.42	-0.42	0.15	0.11	0.22	-0.16	-0.26	-0.43	0.30	0.82	-0.29	-0.42	1.00

Legenda: arv = árvore; areav = área verde; edif = edificação; arv.p1 = PROX 1 de árvore; arv.p2 = PROX 2 de árvore; arv.p3 = PROX de árvore; areav.p1 = PROX 1 de área verde; areav.p2 = PROX 2 de área verde; areav.p3 = PROX 3 de área verde; edif.p1 = PROX 1 de edificação; edif.p2 = PROX 2 de edificação; edif.p3 = PROX 3 de edificação; desvio = desvio padrão do EVI; media = media do EVI; x = Latitude; y = Longitude; media_5km = média do EVI no raio de 5 km.

APÊNDICE B – Seleção de modelos

A seguir são apresentadas as figuras com os gráficos de diagnóstico dos resíduos para o melhor modelo selecionado para o caso de temperatura média e os períodos mais quentes e frios assim como para a variância da temperatura. Além disso, são apresentadas tabelas com todos os modelos selecionados dentro do $\Delta AIC \leq 2$ para cada um dos casos comentados anteriormente.

1) Temperatura Média Diária

Para a temperatura média diária ocorreu um modelo dentro do $\Delta AICc \leq 2$: temperatura média $\sim$ desvio padrão EVI + edificação + longitude + EVI médio no raio de 5 km + (1 | Estação), no raio de 1 km, $AICc = 20380,30$.

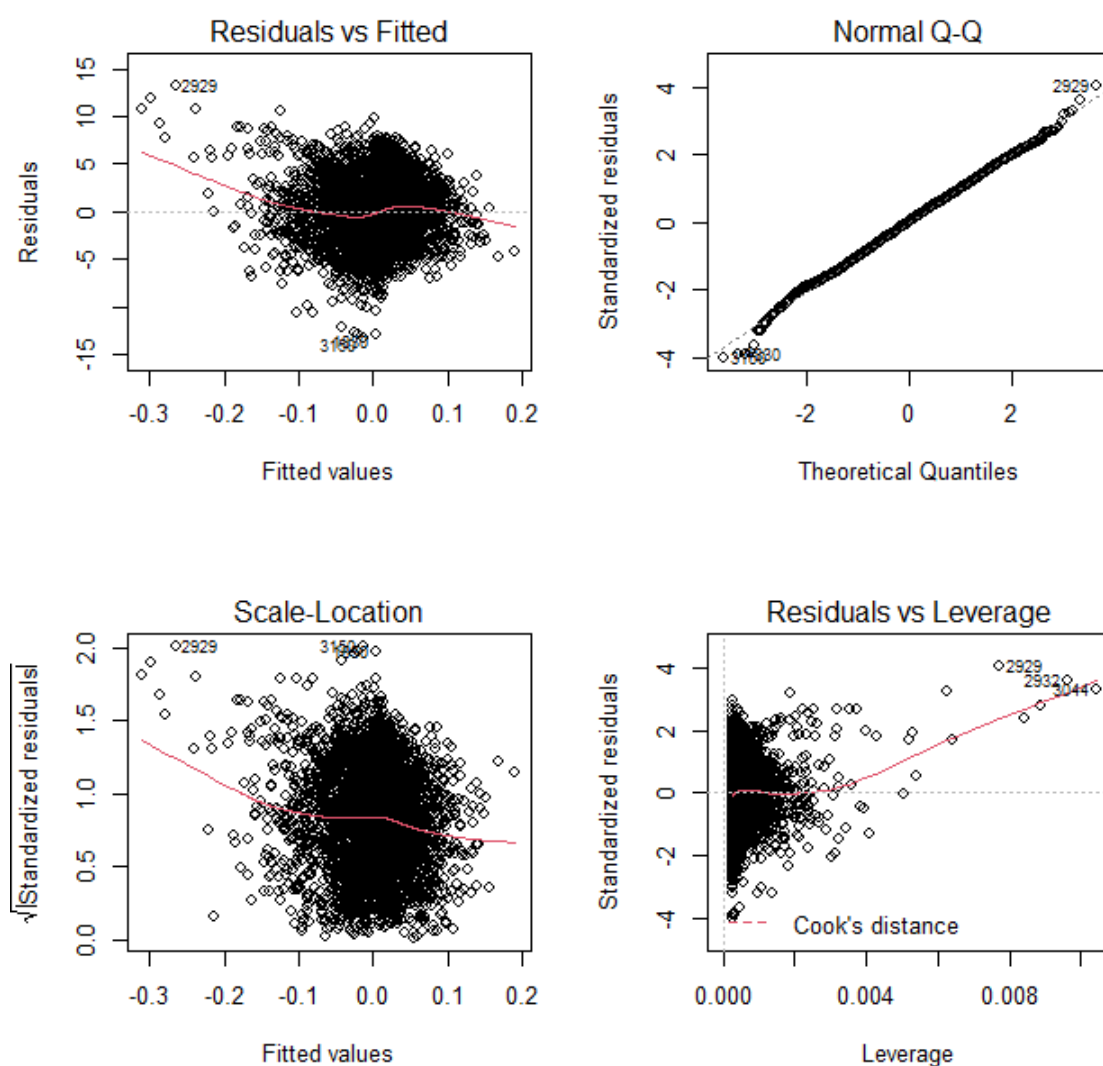


Figura B1 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a temperatura média diária.

2) Temperatura Média Diária – quantis 80-95%

Para a temperatura média diária para o período mais quente ocorreram ao todo oito modelos plausíveis ($\Delta AICc \leq 2$) que são apresentados na tabela B1 abaixo.

Tabela B1 – Resultados dos modelos selecionados para a temperatura média diária no período mais quente dentro do $\Delta AICc \leq 2$.

Modelo	AICc	$\Delta AICc$
temperatura média ~ árvore + área verde + edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1253,60	0,00
temperatura média ~ árvore + área verde + PROX 2 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1253,70	0,10
temperatura média ~ árvore + área verde + PROX 3 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1253,80	0,20
temperatura média ~ árvore + área verde + PROX 1 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1253,90	0,30
temperatura média ~ PROX 1 de árvore + área verde + edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1254,50	0,90
temperatura média ~ PROX 1 de árvore + área verde + PROX 2 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1254,60	1,00
temperatura média ~ PROX 1 de árvore + área verde + PROX 3 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1254,60	1,00
temperatura média ~ PROX 1 de árvore + área verde + PROX 1 de edificação + (1 Estação), no raio de 500 m	1254,60	1,00

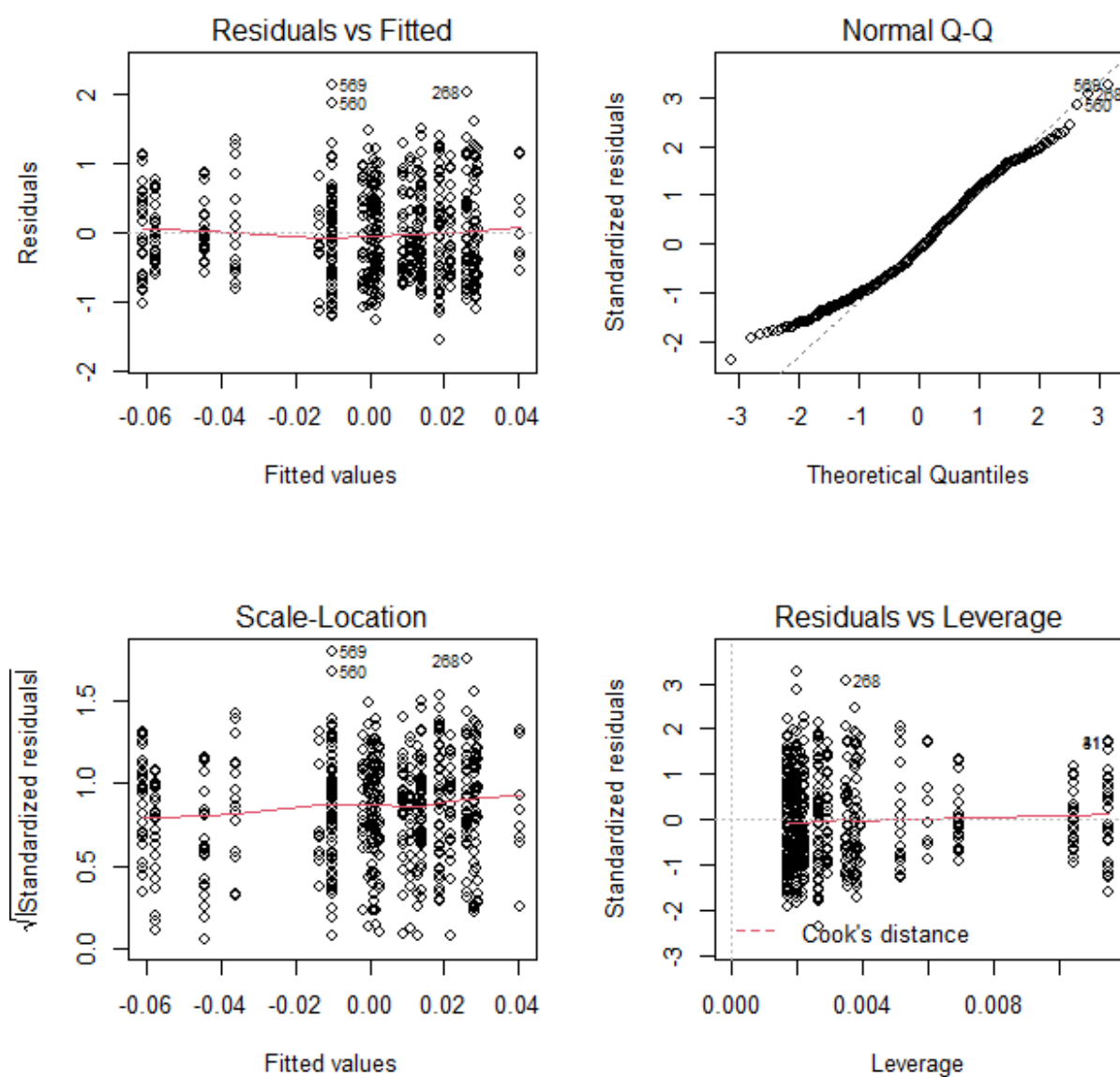


Figura B2 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a temperatura média diária dos quantis 80-95%.

3) Temperatura Média Diária – quantis 5-20%

Para a temperatura média diária do período mais frio ocorreu um modelo dentro do $\Delta AICc \leq 2$: temperatura média $\sim 1 + \text{longitude} + (1 \mid \text{Estação})$, $AICc = 1467,20$.

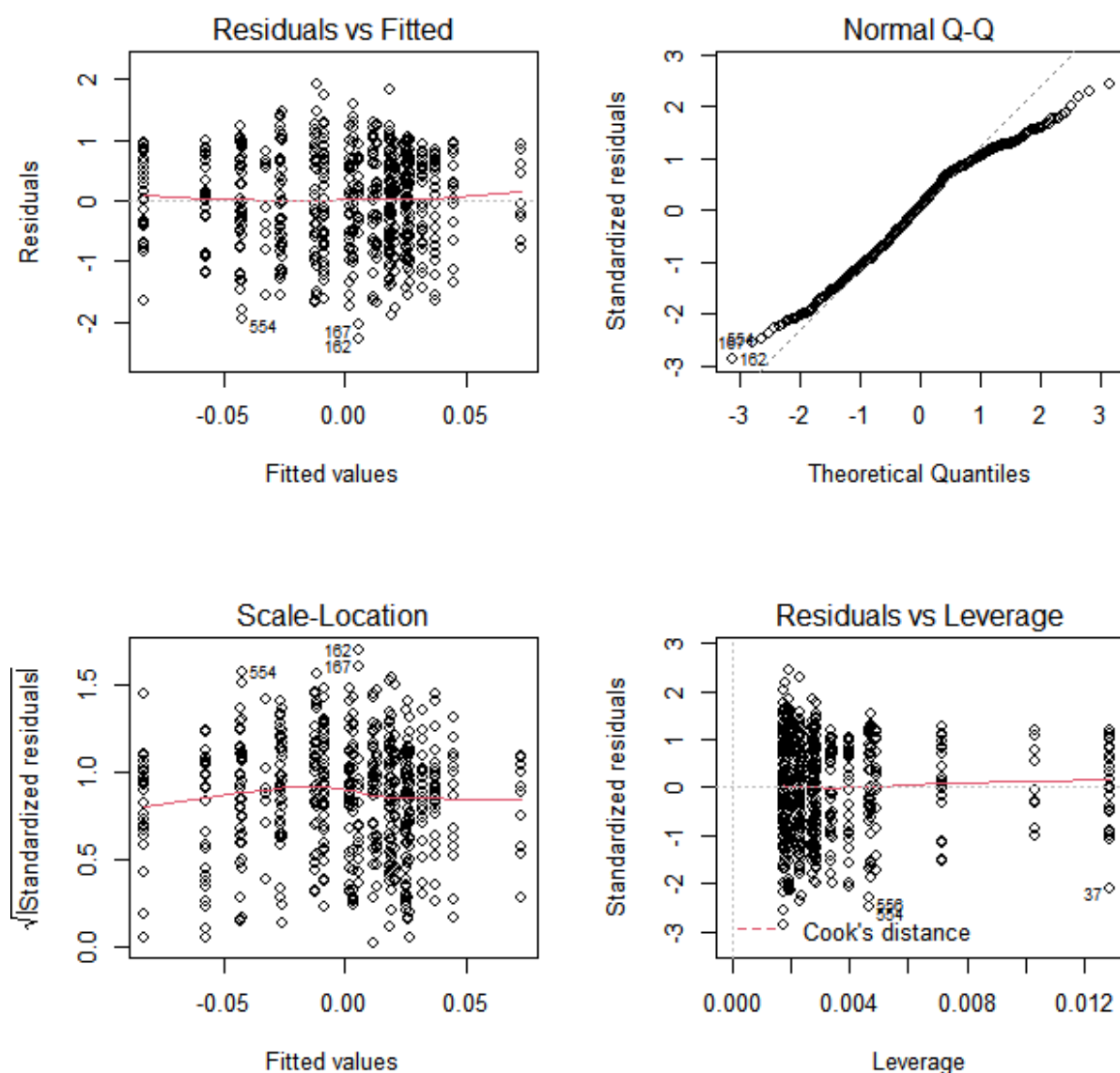


Figura B3 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a temperatura média diária dos quantis 5-20%.

4) Variância da Temperatura Diária

Para a variância da temperatura diária ocorreram ao todo dois modelos que são apresentados na tabela abaixo.

Tabela B2 – Resultados dos modelos selecionados para variância da temperatura dentro do $\Delta AICc \leq 2$.

Modelo	AICc	$\Delta AICc$
$\log(\text{variância da temperatura}) \sim \text{desvio padrão EVI} + \text{edificação} + (1 \text{Estação}), \text{ no raio de 1 km}$	31097,40	0,00
$\log(\text{variância da temperatura}) \sim \text{desvio padrão EVI} + \text{edificação} + \text{longitude} + (1 \text{Estação}), \text{ no raio de 1 km}$	31097,90	0,50

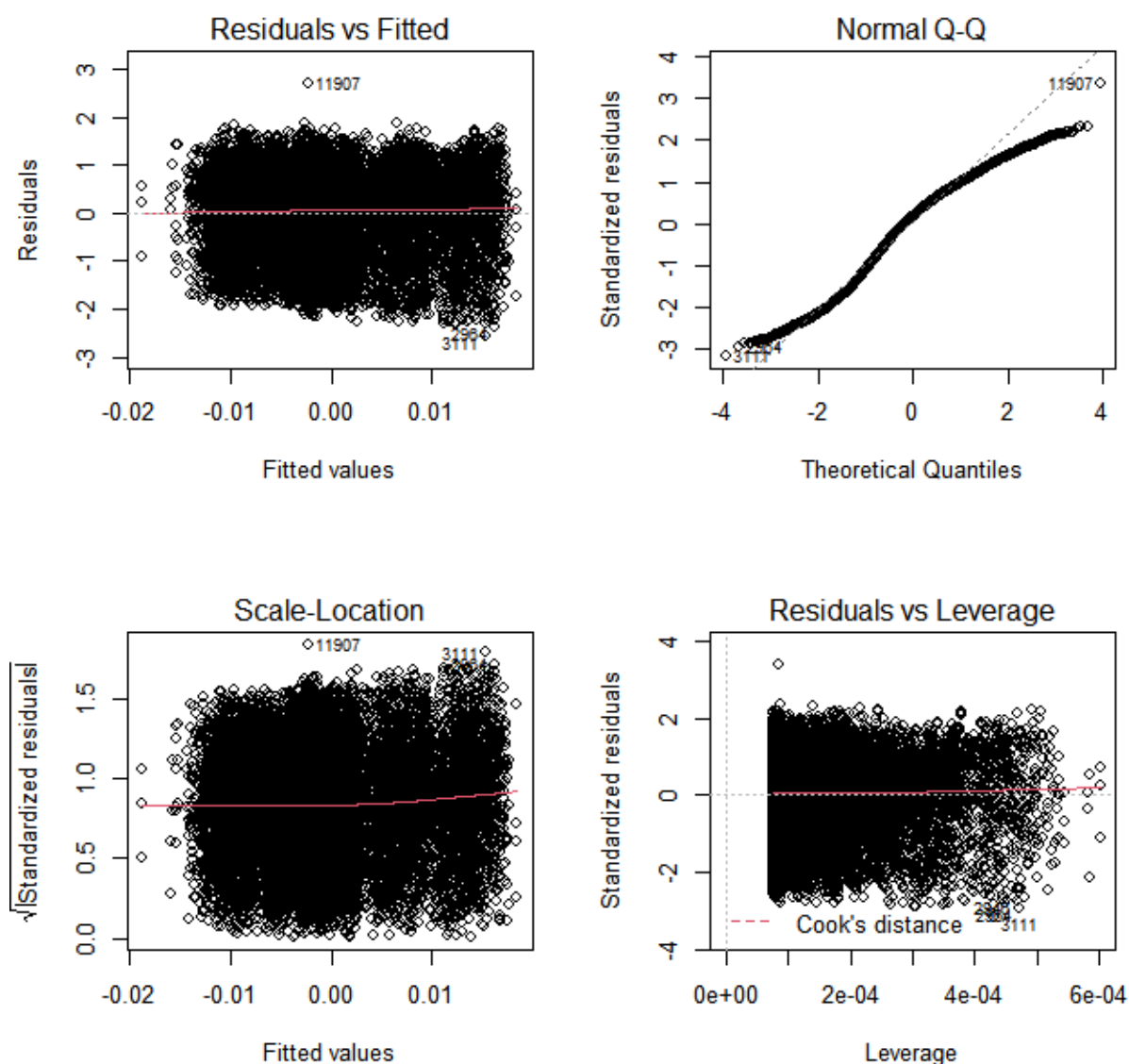


Figura B4 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a variância da temperatura diária.

5) Variância da Temperatura Diária – quantis 80-95%

Para a variância da temperatura diária ocorreu um modelo dentro do $\Delta AICc \leq 2$: $\log(\text{variância temperatura}) \sim \text{desvio padrão EVI} + \text{edificação} + (1 \mid \text{Estação})$, no raio de 1 km, $AICc = 2773,00$.

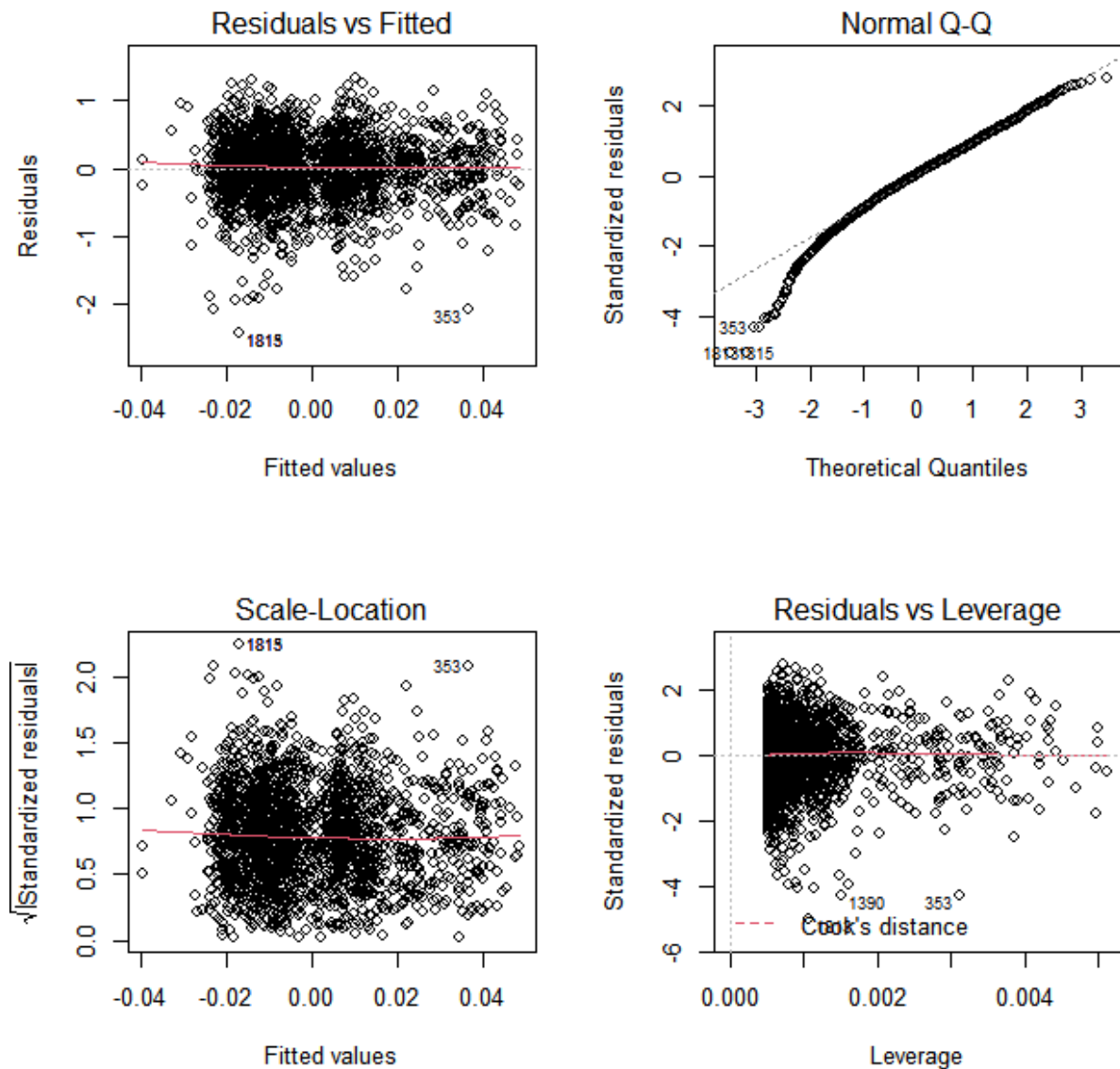


Figura B5 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a variância da temperatura diária dos quantis 80-95%.

6) Variância da Temperatura Diária – quantis 5-20%

Para a variância da temperatura diária do período mais frio ocorreram ao todo dois modelos que são apresentados na tabela abaixo.

Tabela B3 – Resultados dos modelos selecionados para variância da temperatura para o período mais frio dentro do $\Delta AICc \leq 2$.

Modelo	AICc	$\Delta AICc$
$\log(\text{variância temperatura}) \sim \text{EVI médio} * \text{edificação} + (1 \text{Estação}),$ no raio de 1 km	5103,90	0,00
$\log(\text{variância temperatura}) \sim \text{EVI médio} * \text{PROX 3 de edificação} + (1 \text{Estação}),$ no raio de 1 km	5105,80	1,90

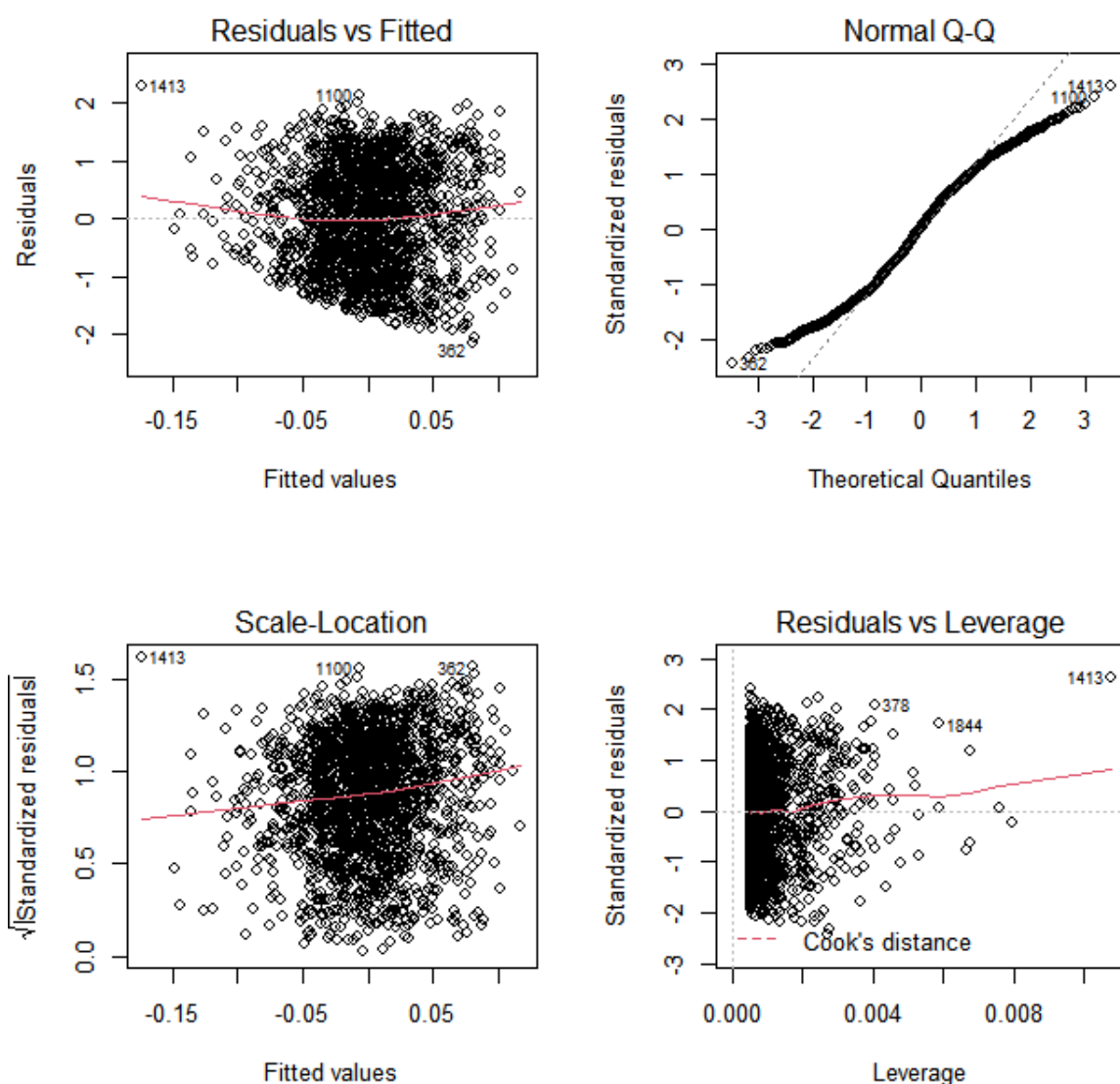
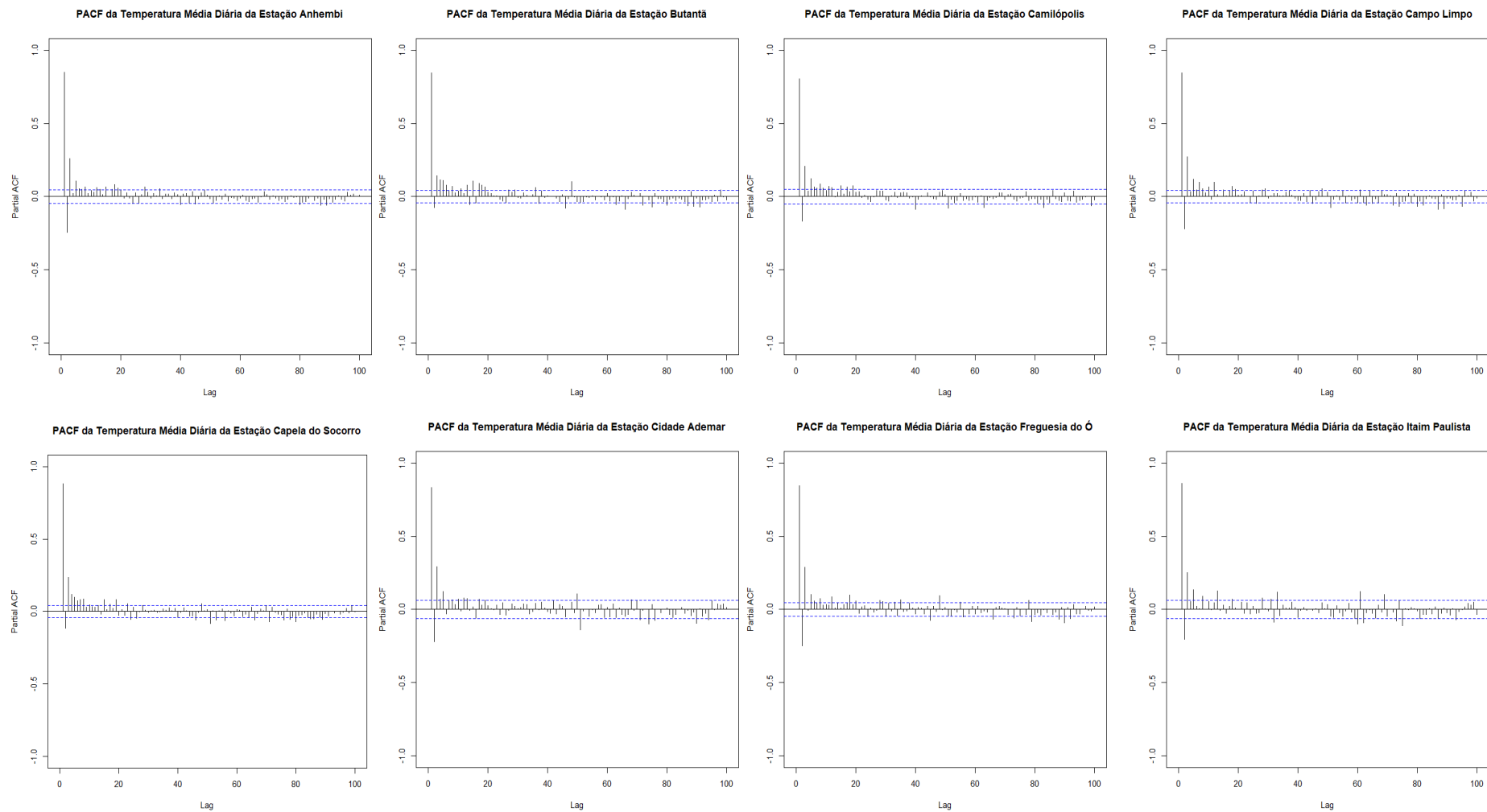


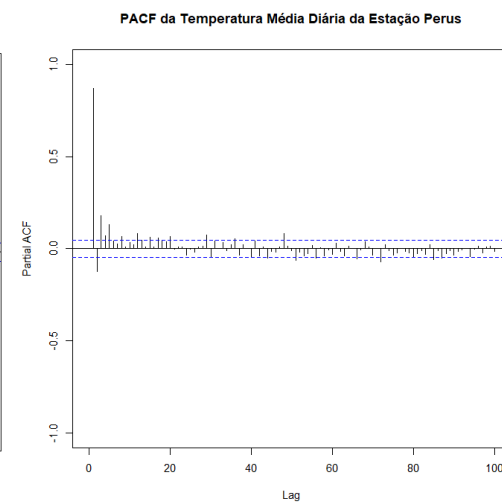
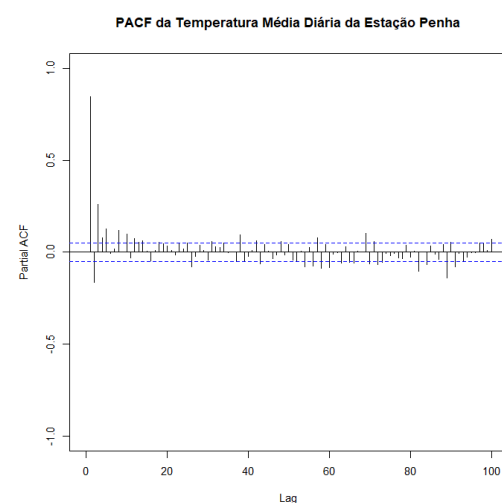
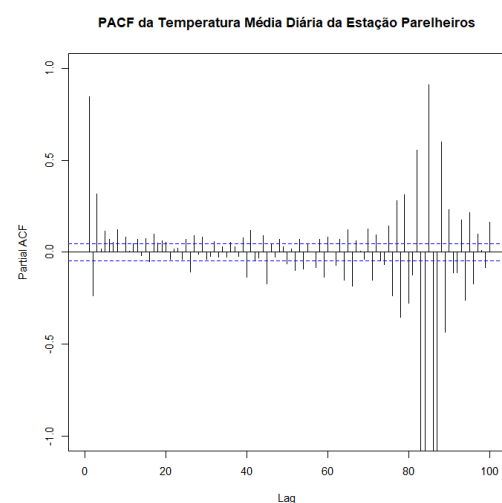
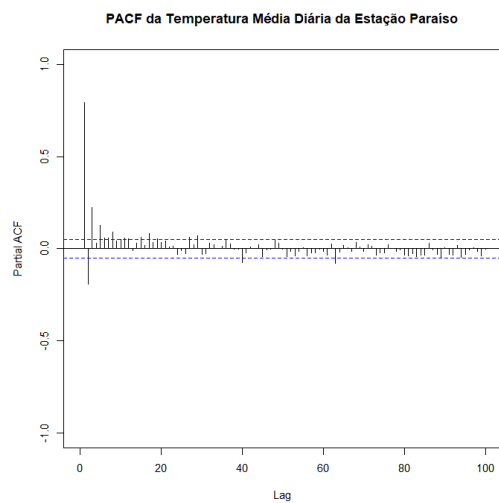
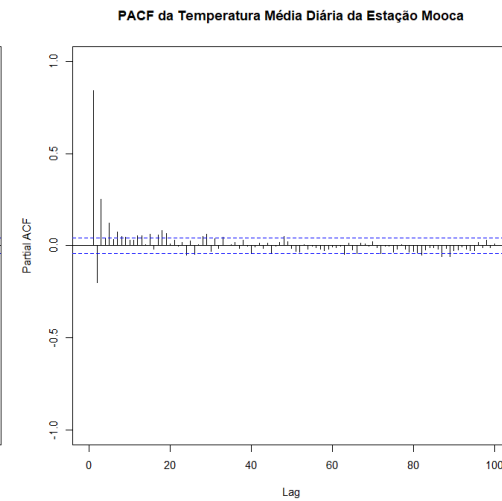
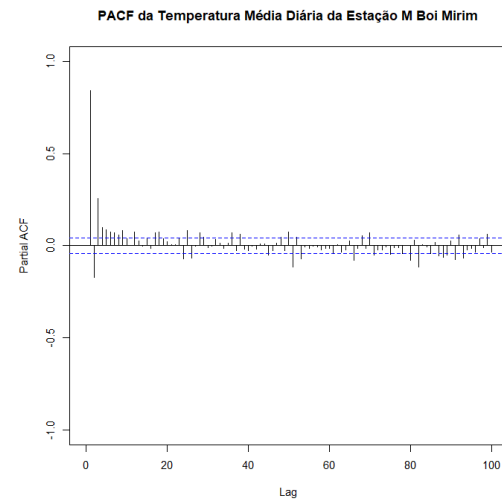
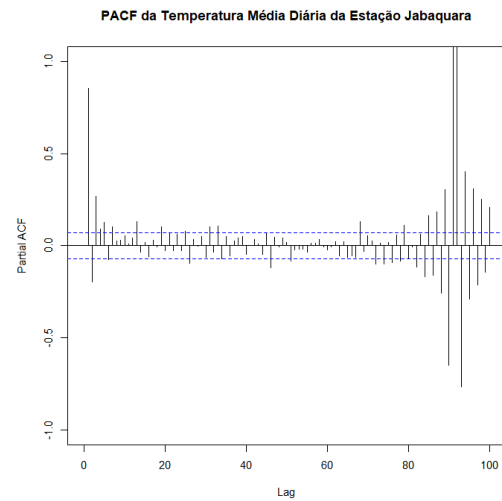
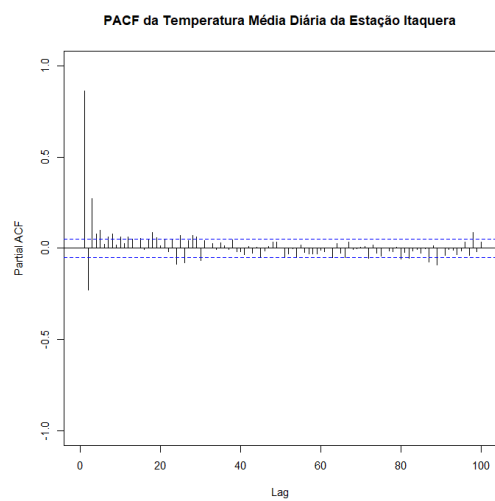
Figura B6 – Diagnósticos gráficos básicos dos resíduos para o melhor modelo selecionado para a variância da temperatura diária dos quantis 5-20%.

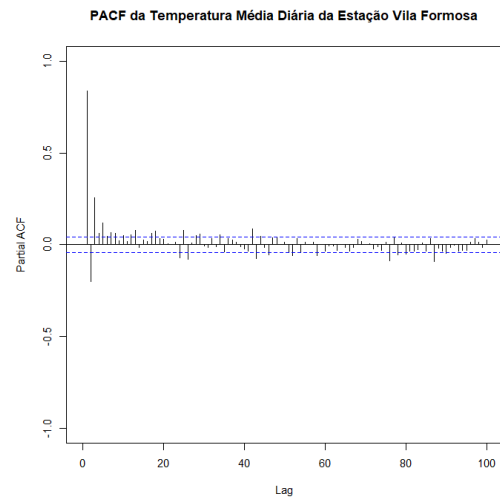
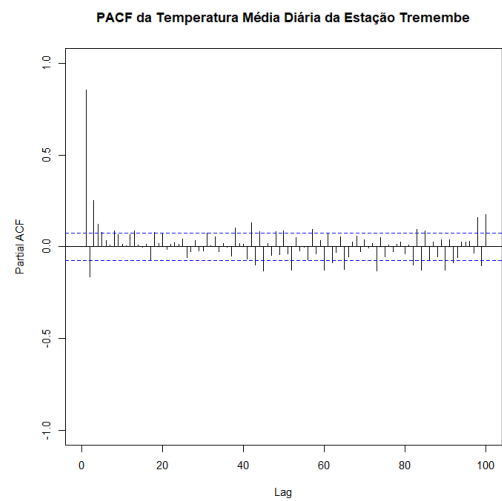
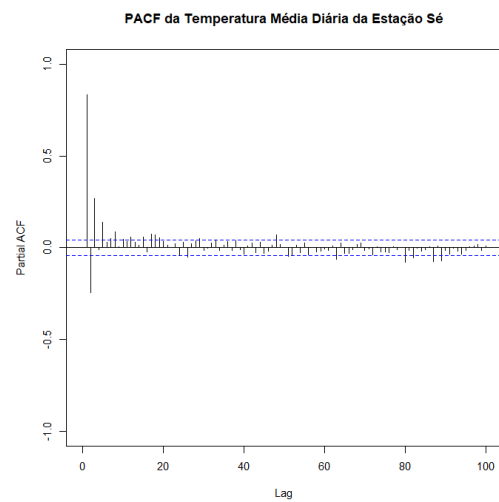
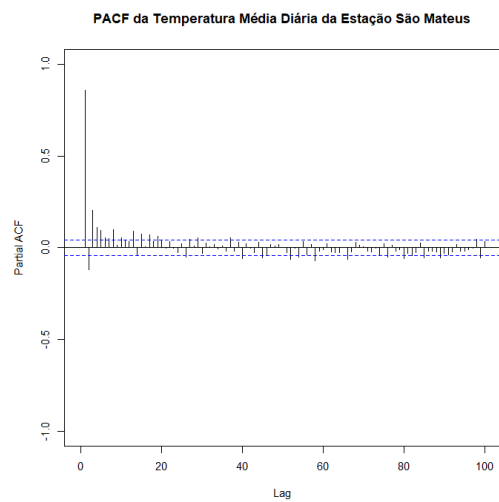
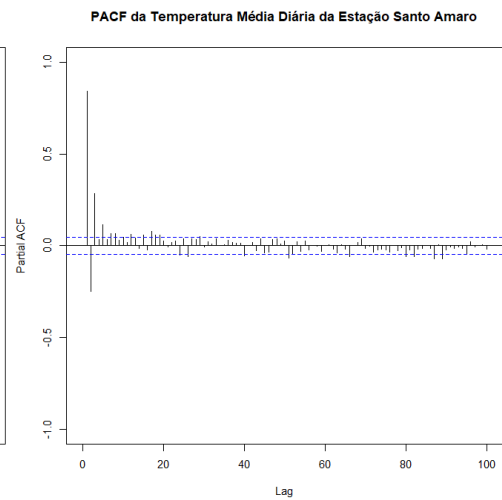
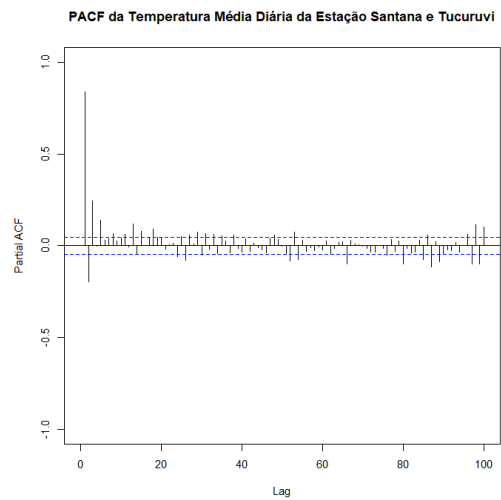
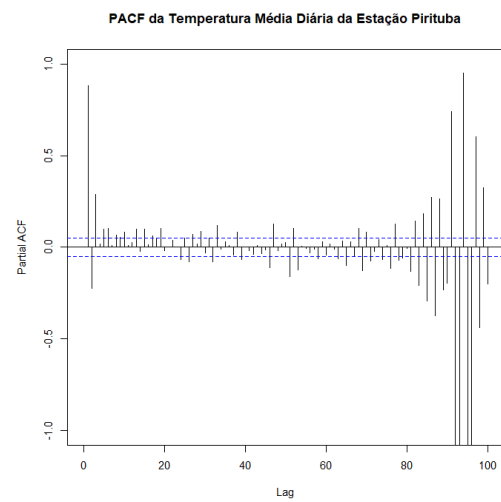
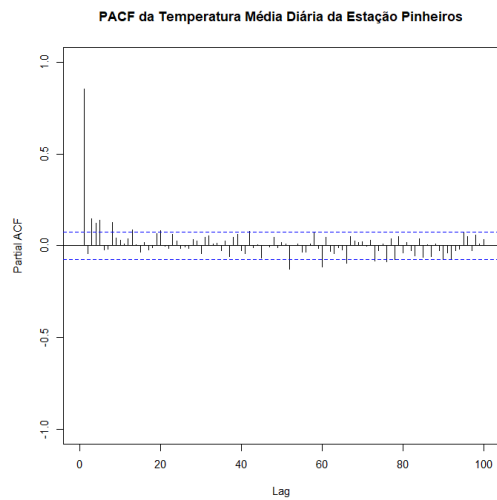
APÊNDICE C – Gráficos da correlação temporal dos dados de temperatura

A seguir são apresentadas as figuras utilizadas para a análise da correlação temporal dos dados de temperatura.

1) Temperatura Média Diária







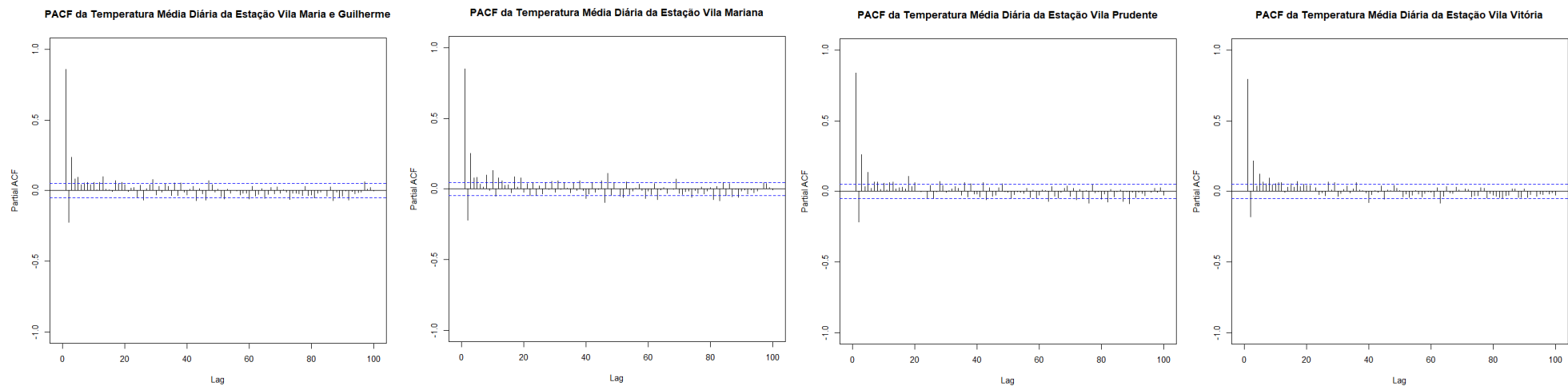
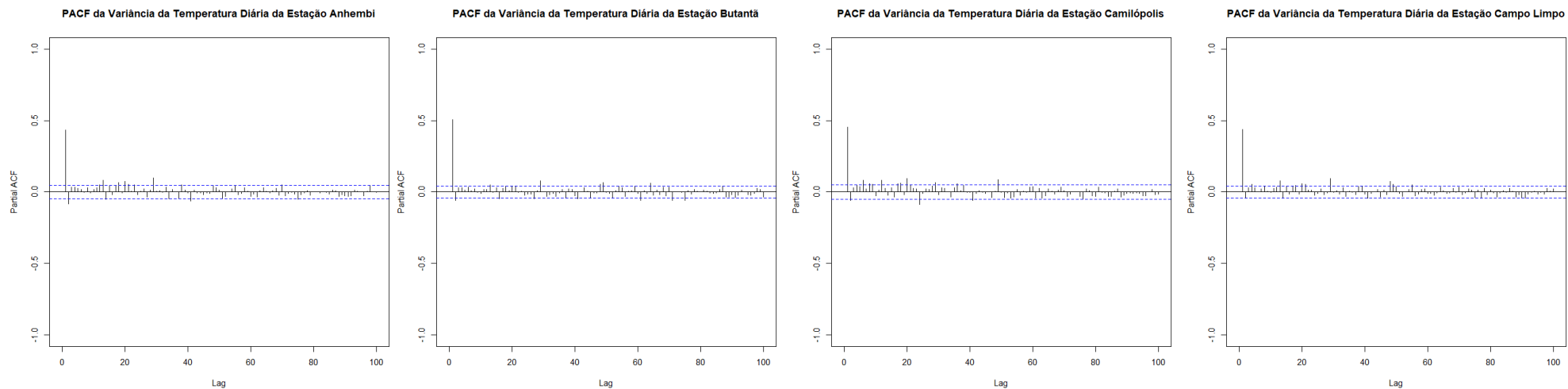
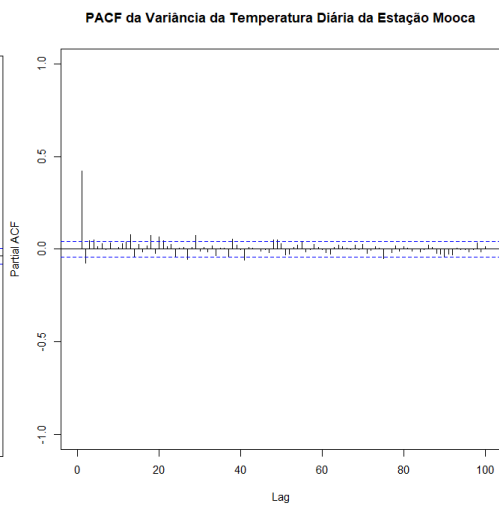
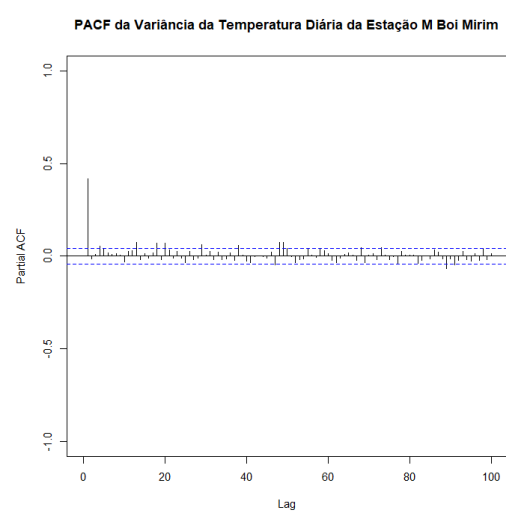
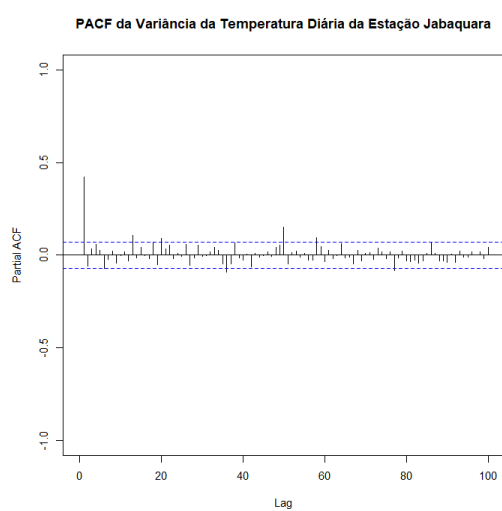
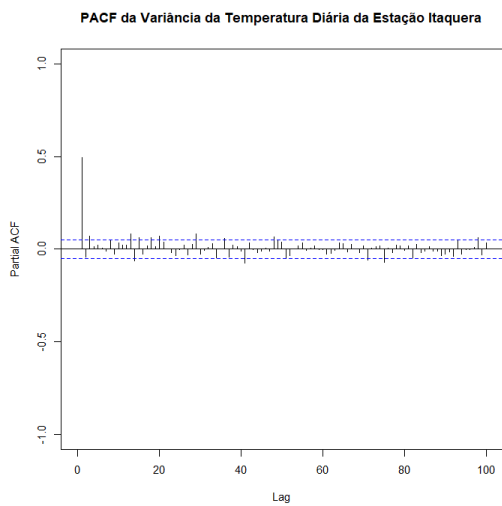
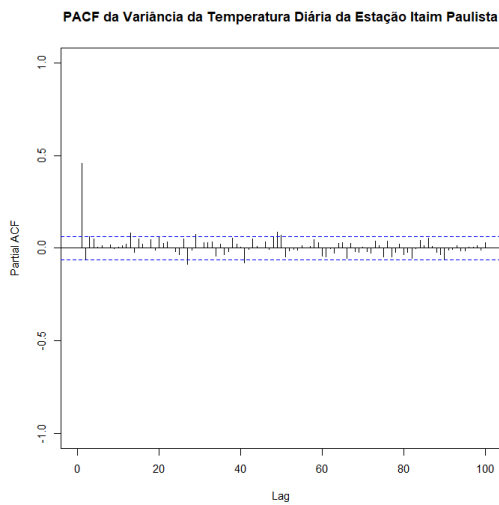
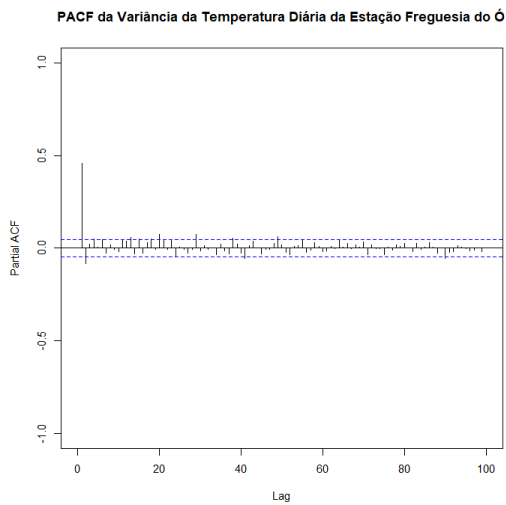
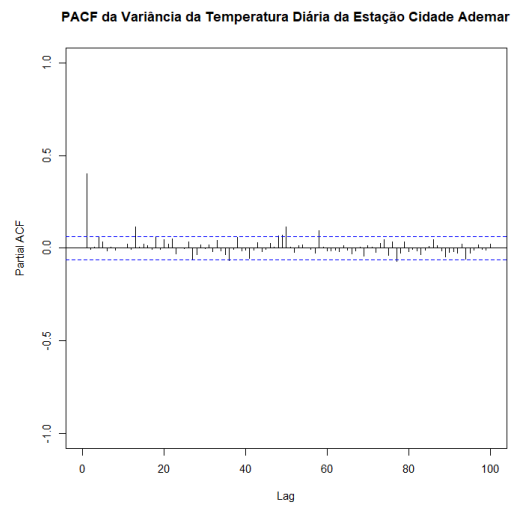
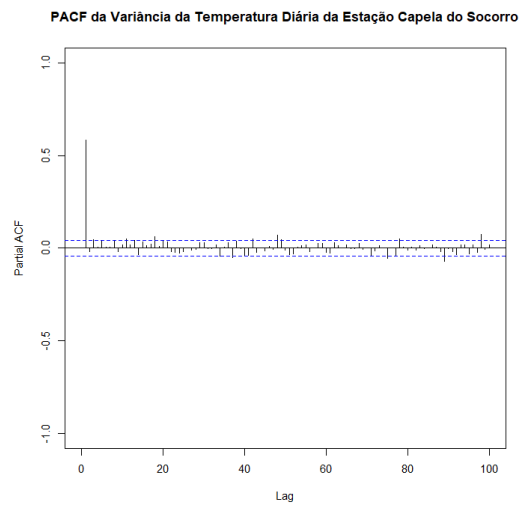
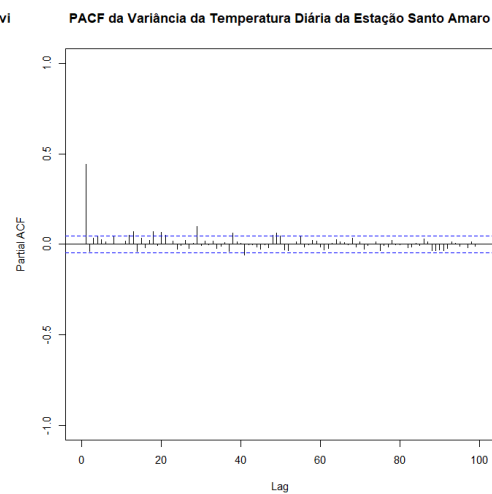
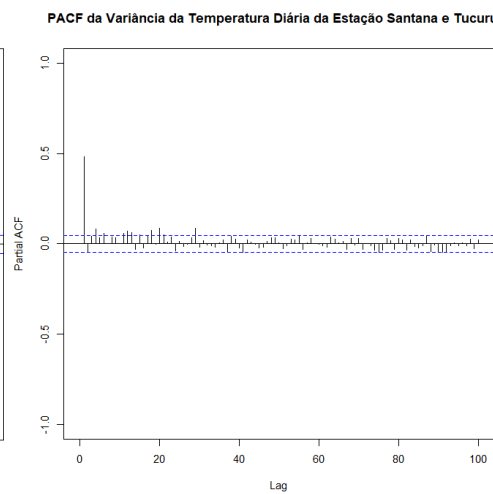
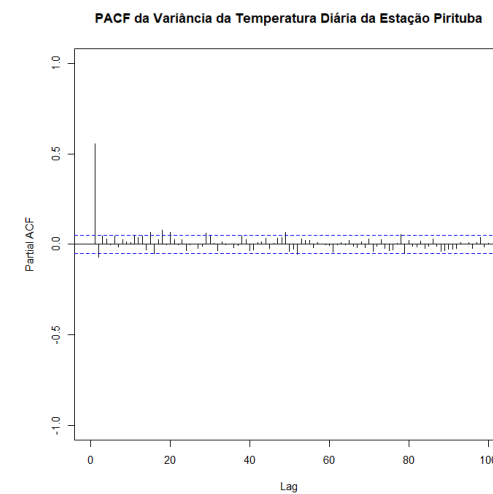
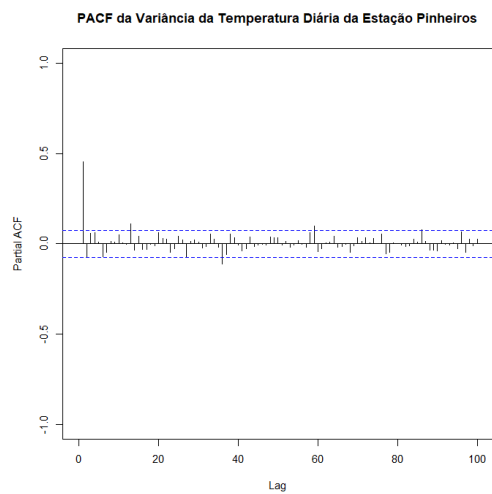
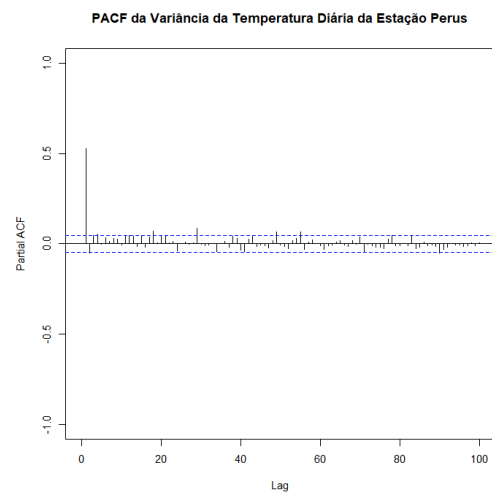
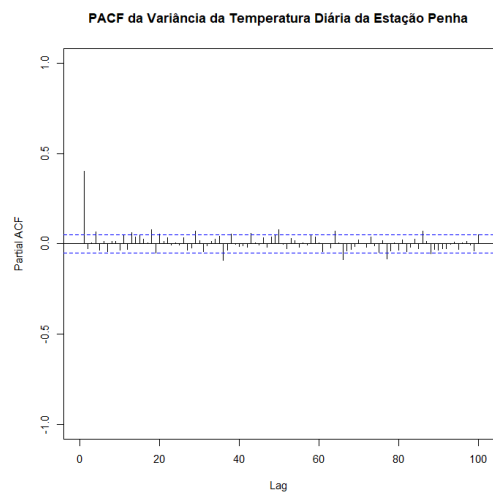
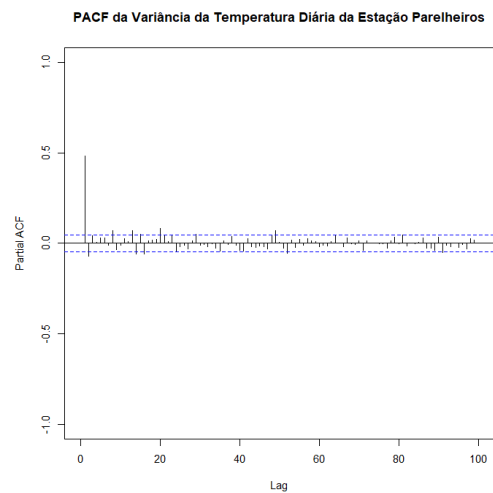
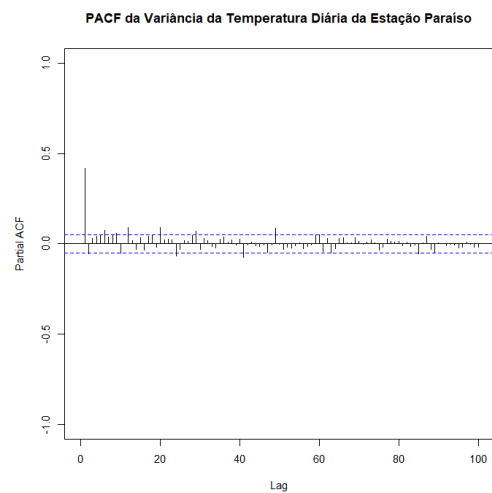


Figura C1 – Resultados gráficos da correlação temporal da temperatura média diária para as 28 estações meteorológicas analisadas neste estudo. A partir destes gráficos se definiu que a temperatura média diária não possuiria mais correlação temporal a partir de dados a cada 10 dias.

2) Variância da Temperatura Diária







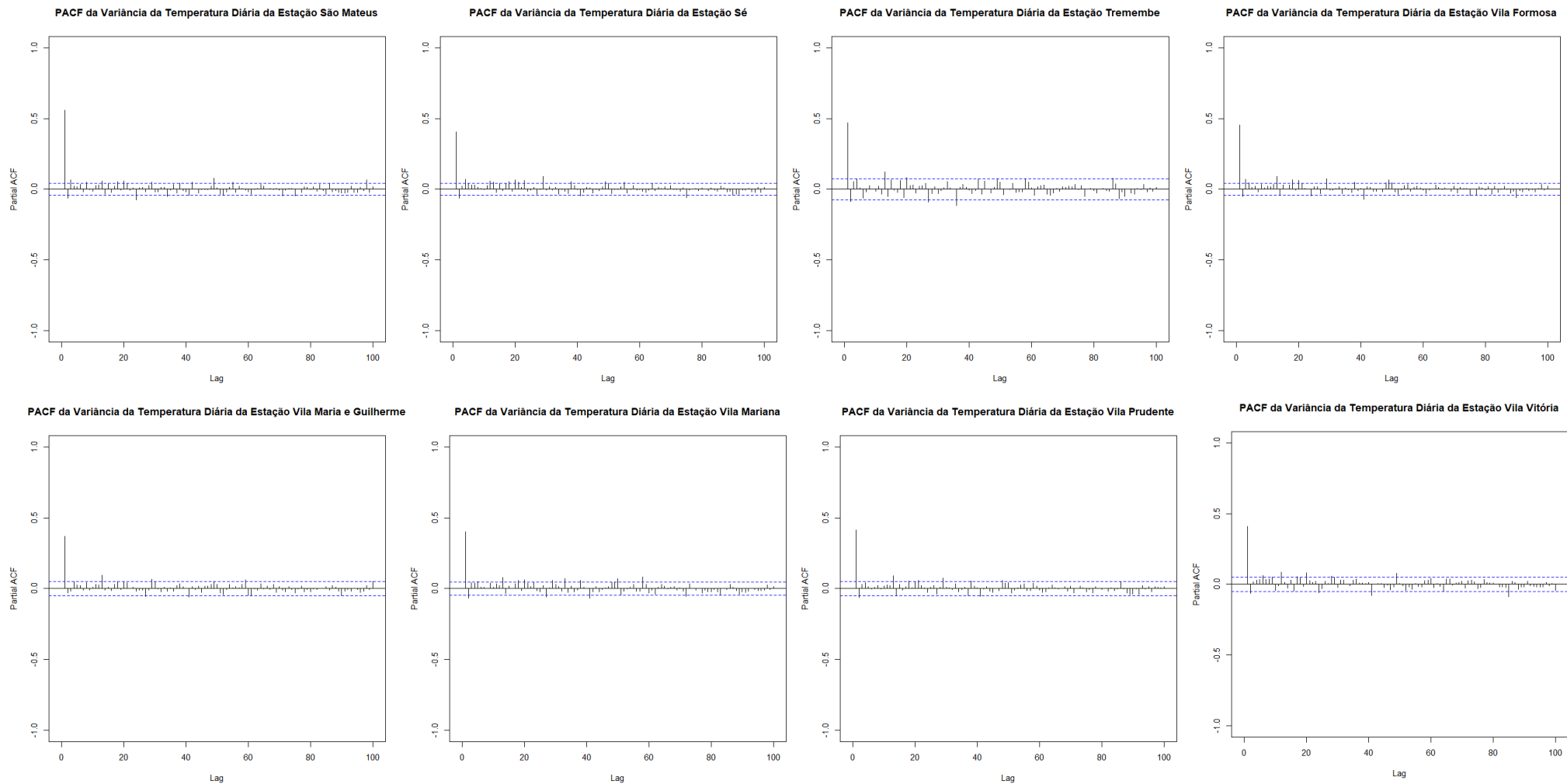


Figura C2 – Resultados gráficos da correlação temporal da variância da temperatura diária para as 28 estações meteorológicas analisadas neste estudo. A partir destes gráficos se definiu que a variância da temperatura diária não possuiria mais correlação temporal a partir de dados a cada 3 dias.

APÊNDICE D – Período de coleta de dados e número de registros disponíveis para as estações meteorológicas

A seguir é apresentada a tabela com a resolução temporal das 28 estações meteorológicas utilizadas neste trabalho.

Tabela D1 – Período de coleta de dados e número de registros disponíveis para cada estação utilizados nas análises. NA representa número de dados faltantes durante o período analisado

Estação	Data	Temperatura	NA	Temperatura Média ¹	NA	Temperatura Média ¹ - quantis 80-95%	NA	Temperatura Média ¹ - quantis 5-20%	NA	Variância da Temperatura ²	NA	Variância da Temperatura ² - quantis 80-95%	NA	Variância da Temperatura ² - quantis 5-20%	NA
Anhembi	01/01/2012-01/01/2017	1824	483	183	49	20	0	20	0	608	161	67	0	67	0
Parelheiros	13/08/2012-20/06/2017	1773	148	178	9	25	0	25	0	591	41	82	0	82	0
Butantã	01/01/2012-20/06/2017	1995	422	200	44	24	0	24	0	665	142	78	0	78	0
Campo Limpo	01/01/2012-20/06/2017	1998	343	200	35	24	0	24	0	666	113	83	0	83	0
Capela do Socorro	01/01/2012-20/06/2017	1993	399	200	44	24	0	24	0	665	132	80	0	80	0
Cidade Ademar	07/10/2014-20/06/2017	988	34	99	4	14	0	14	0	330	11	48	0	48	0
Freguesia do Ó	06/09/2012-20/06/2017	1749	62	175	5	25	0	25	0	583	28	83	0	83	0
Itaim Paulista	19/08/2014-20/06/2017	1037	39	104	4	15	0	15	0	346	17	49	0	49	0
Jabaquara	28/05/2015-20/06/2017	755	31	76	4	11	0	11	0	252	10	36	0	36	0
Itaquera	04/03/2013-20/06/2017	1570	44	157	4	23	0	23	0	524	19	75	0	75	0
M Boi Mirim	01/01/2012-20/06/2017	1998	358	200	39	25	0	25	0	666	114	83	0	83	0
Mooca	01/01/2012-20/06/2017	1998	338	200	34	25	0	25	0	666	111	83	0	83	0
Penha	04/04/2013-20/06/2017	1536	624	154	60	14	0	14	0	512	207	45	0	45	0
Perus	01/08/2012-20/06/2017	1785	40	179	8	26	0	26	0	595	15	87	0	87	0
Pinheiros	12/08/2015-20/06/2017	667	20	67	2	9	0	9	0	223	8	32	0	32	0

Pirituba	23/01/2013-20/06/2017	1603	199	161	21	21	0	21	0	535	70	69	0	69	0
Santana-Tucuruvi	13/09/2012-20/06/2017	1646	78	165	7	24	0	24	0	549	30	78	0	78	0
Santo Amaro	24/02/2012-20/06/2017	1940	247	194	25	25	0	25	0	647	81	85	0	85	0
São Mateus	01/01/2012-20/06/2017	1998	284	200	30	25	0	25	0	666	96	85	0	85	0
Sé	01/01/2012-20/06/2017	1998	222	200	24	27	0	27	0	666	74	89	0	89	0
Tremembé	20/07/2015-20/06/2017	702	35	71	5	10	0	10	0	234	12	33	0	33	0
Vila Formosa	01/01/2012-20/06/2017	1998	360	200	36	24	0	24	0	666	115	83	0	83	0
Vila Maria e Guilherme	28/05/2013-20/06/2017	1485	38	149	2	22	0	22	0	495	12	72	0	72	0
Vila Mariana	16/04/2012-20/06/2017	1892	644	190	65	18	0	18	0	631	215	63	0	63	0
Vila Prudente	19/04/2013-20/06/2017	1524	32	153	6	22	0	22	0	508	9	75	0	75	0
Camiloópolis	01/01/2012-20/06/2017	1221	0	123	0	18	0	18	0	407	0	61	0	61	0
Paraíso	01/01/2012-20/06/2017	1278	0	128	0	19	0	19	0	426	0	64	0	64	0
Vila Vitória	01/01/2012-20/06/2017	1280	0	128	0	19	0	19	0	427	0	64	0	64	0
Total		44231	5524	4434	566	578	0	578	0	14749	1843	1932	0	1932	0

¹ a cada 10 dias; ² a cada 3 dias.

APÊNDICE E – Análise exploratória

A seguir são apresentadas as figuras utilizadas para a análise exploratória das variáveis dependentes e independentes do presente estudo.

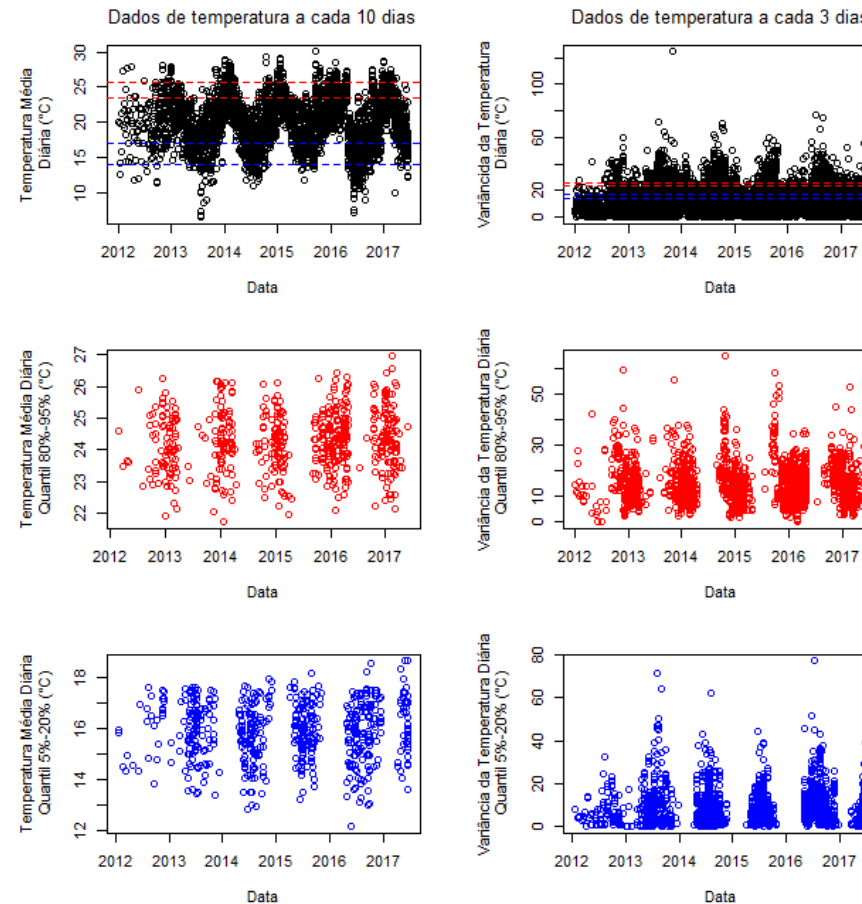


Figura E1 – Resultados gráficos dos dados de temperatura média diária e variância da temperatura diária assim como os quantis 80-95% e 5-20%. Os dados de temperatura média diária estão a cada 10 dias enquanto que os da variância da temperatura diária a cada 3 dias.

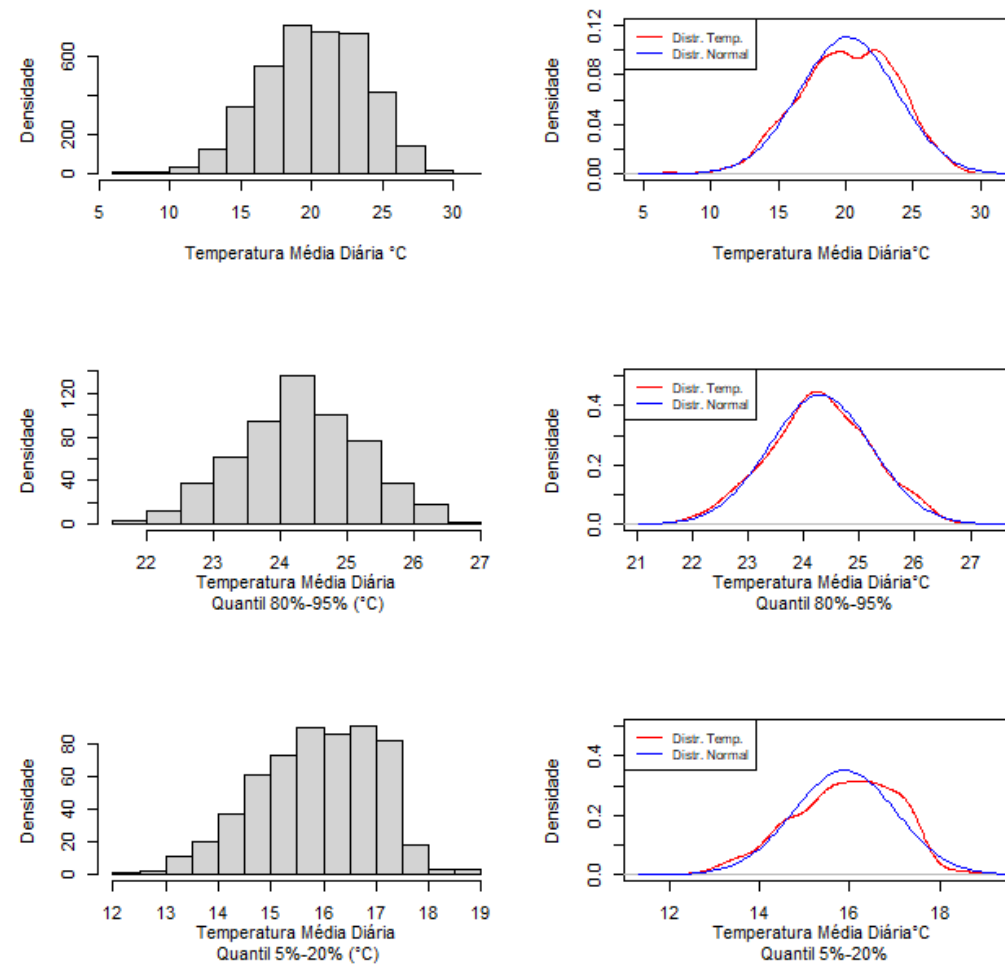


Figura E2 – Resultados gráficos dos da distribuição dos dados de temperatura média diária assim como o ajuste a esses dados por meio da distribuição normal.

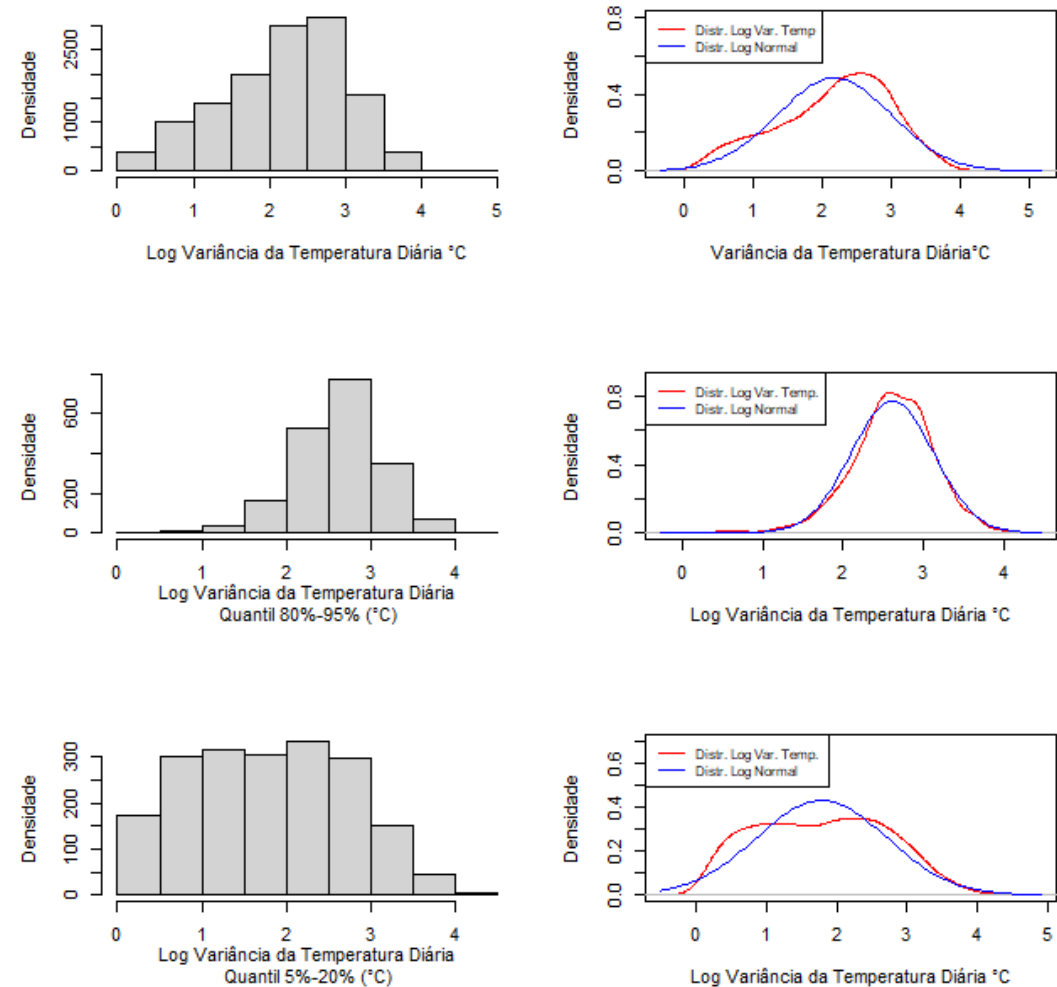


Figura E3 – Resultados gráficos dos da distribuição dos dados do logaritmo da variância da temperatura diária assim como o ajuste a esses dados por meio da distribuição log-normal.

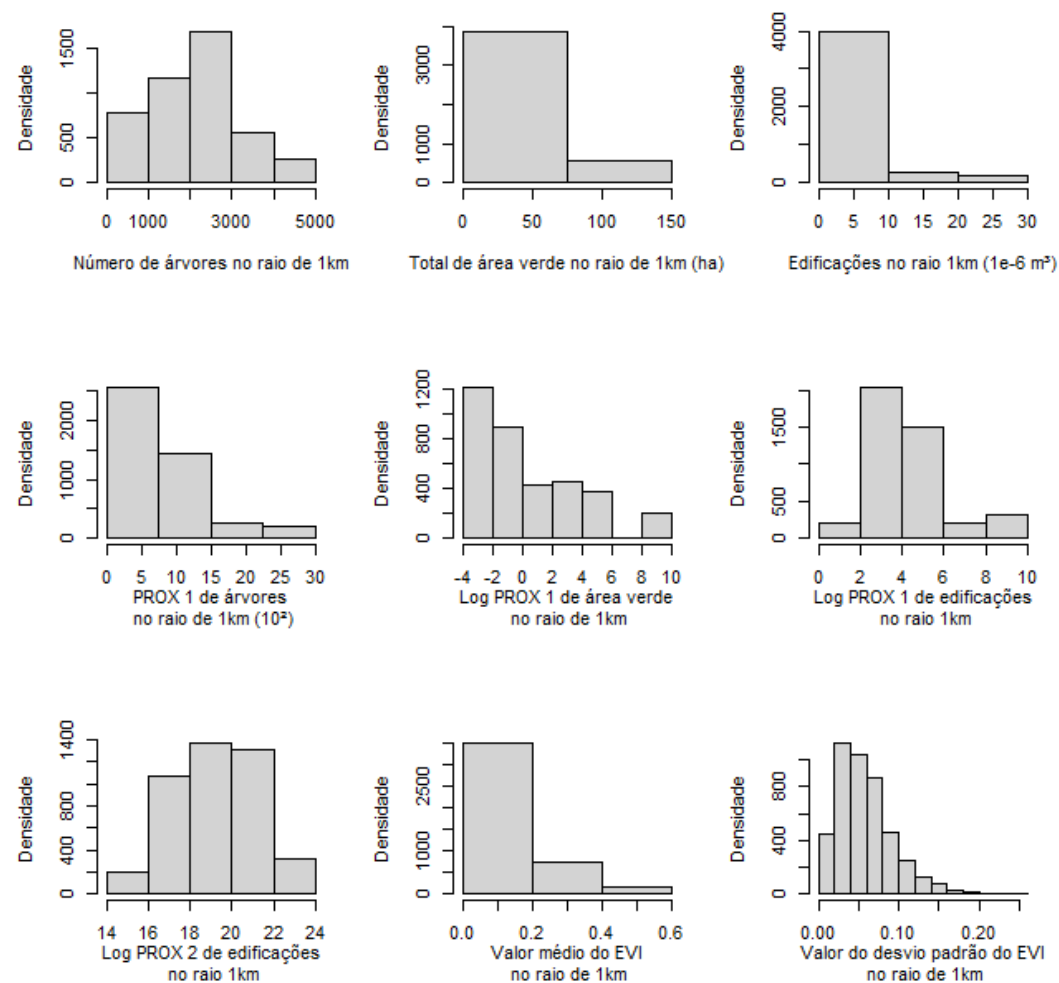


Figura E4 – Resultados gráficos da distribuição dos dados utilizados como variáveis explicativas neste trabalho para o raio de 1 km. Alguns dados de PROX estão apresentados como log apenas para facilitar a visualização dos dados. No presente trabalho todos os dados utilizados para a seleção de modelos como variáveis explicativas não tiveram nenhuma transformação.

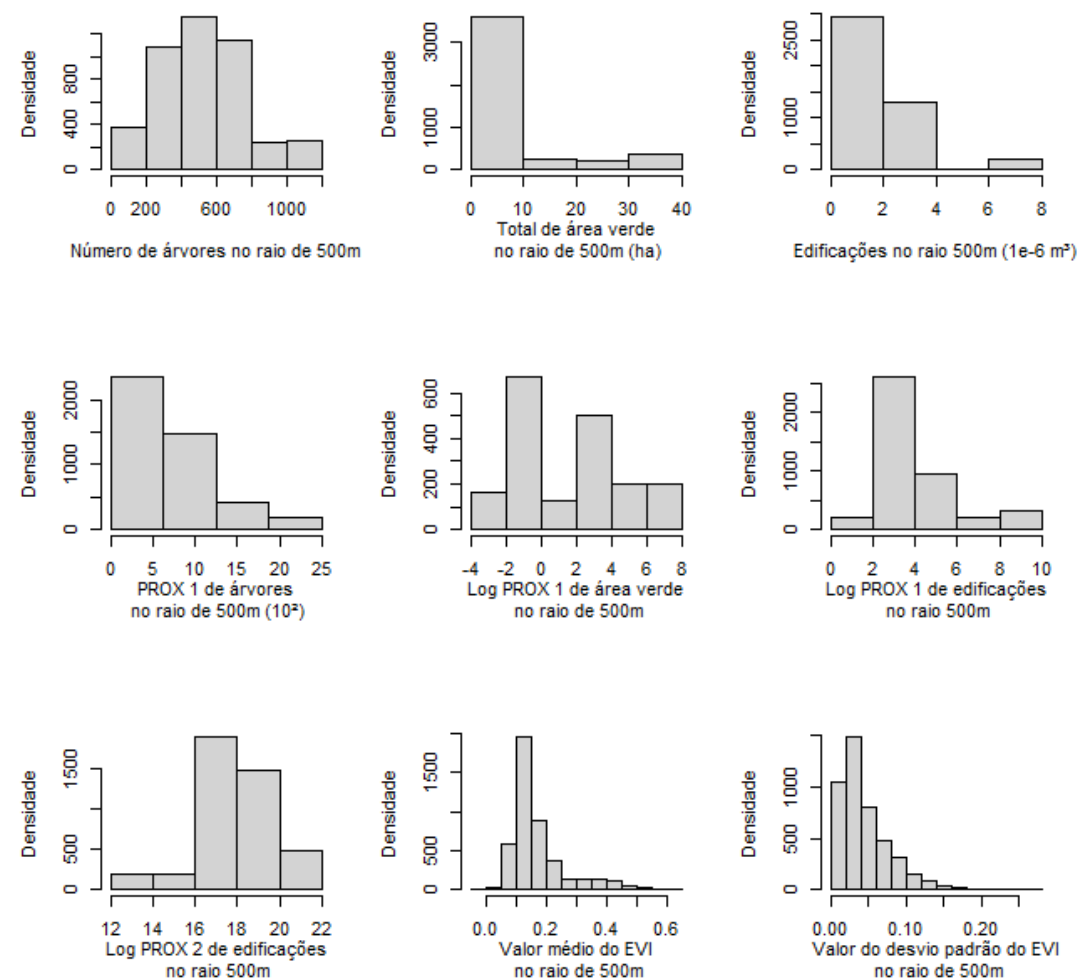


Figura E5 – Resultados gráficos da distribuição dos dados utilizados como variáveis explicativas neste trabalho para o raio de 500 m. Alguns dados de PROX estão apresentados como log apenas para facilitar a visualização dos dados. No presente trabalho todos os dados utilizados para a seleção de modelos como variáveis explicativas não tiveram nenhuma transformação.

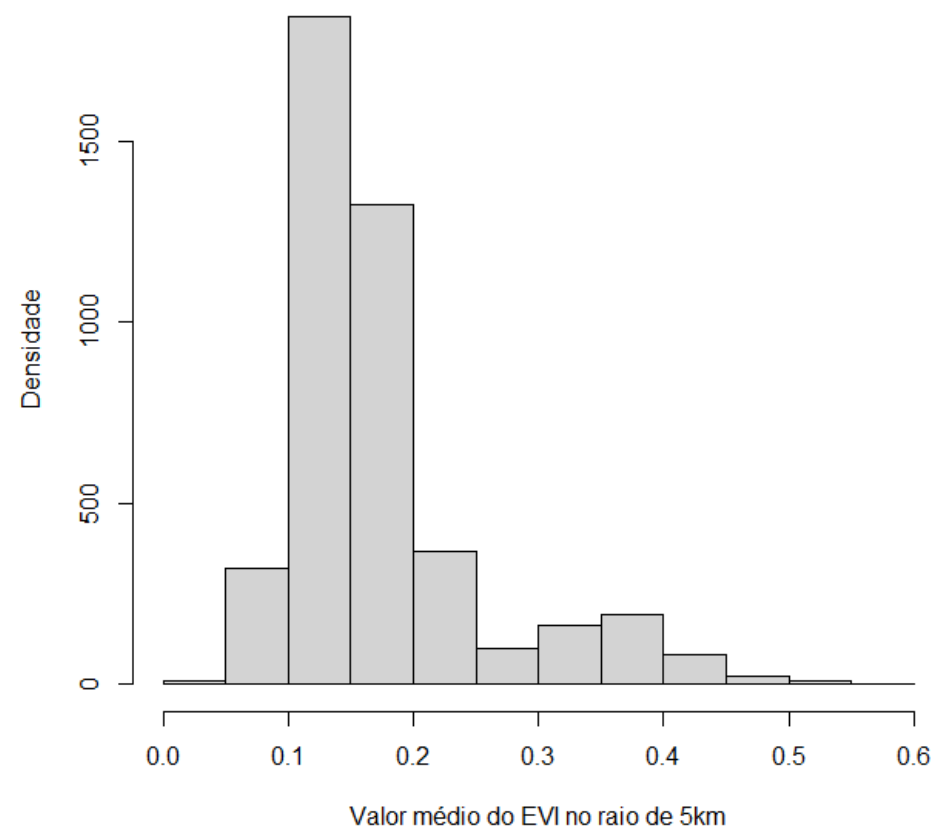


Figura E6 – Resultado gráfico da distribuição dos dados utilizados para o valor do EVI médio para o raio de 5 km.

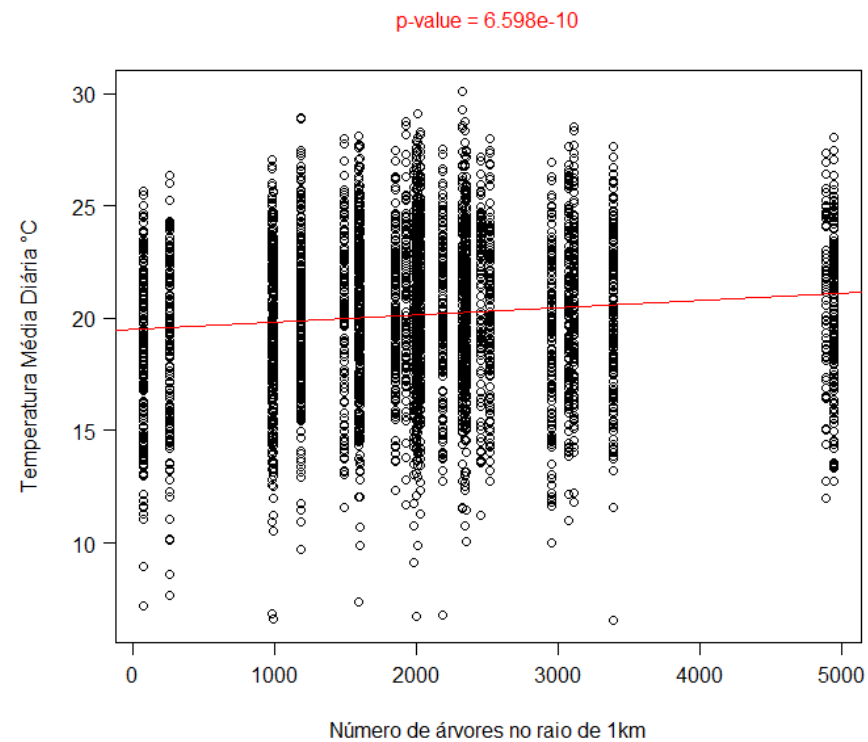
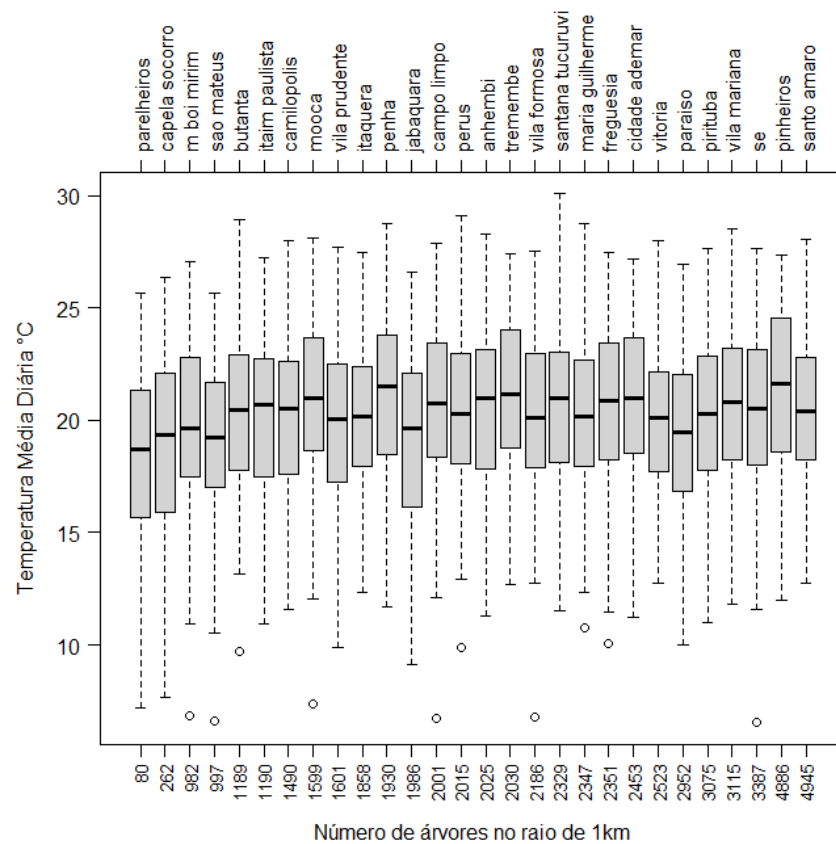


Figura E7 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do número de árvores no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o número de árvores no raio de 1 km.

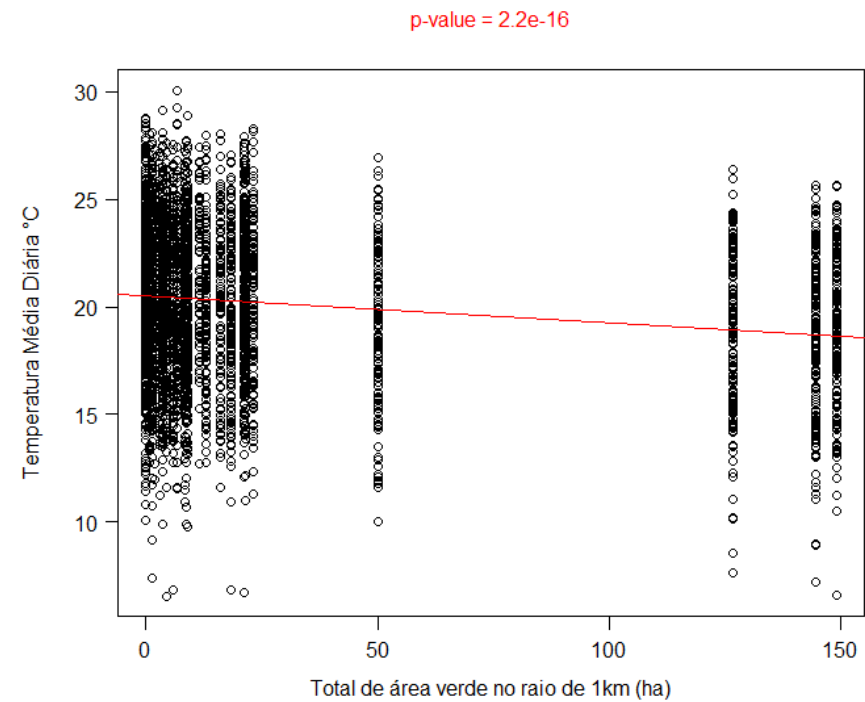
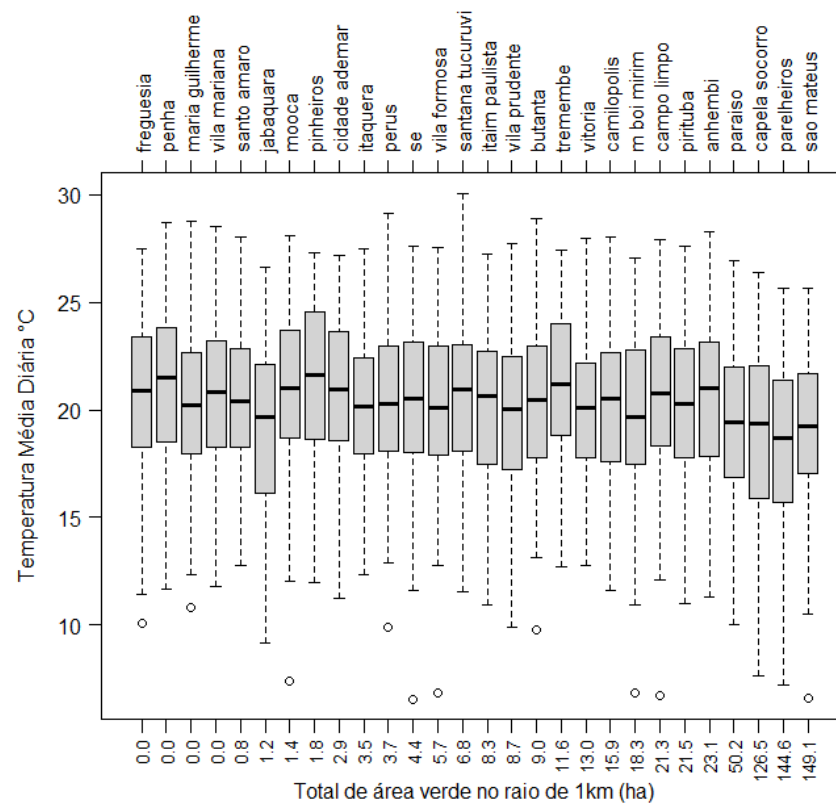


Figura E8 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do total de área verde no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o total de área verde no raio de 1 km.

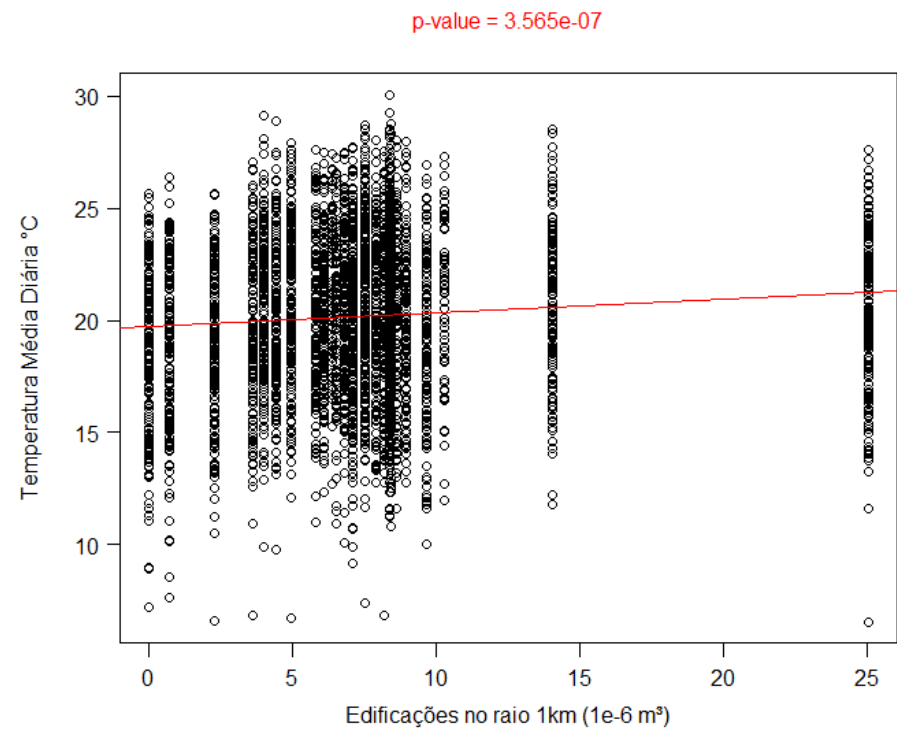
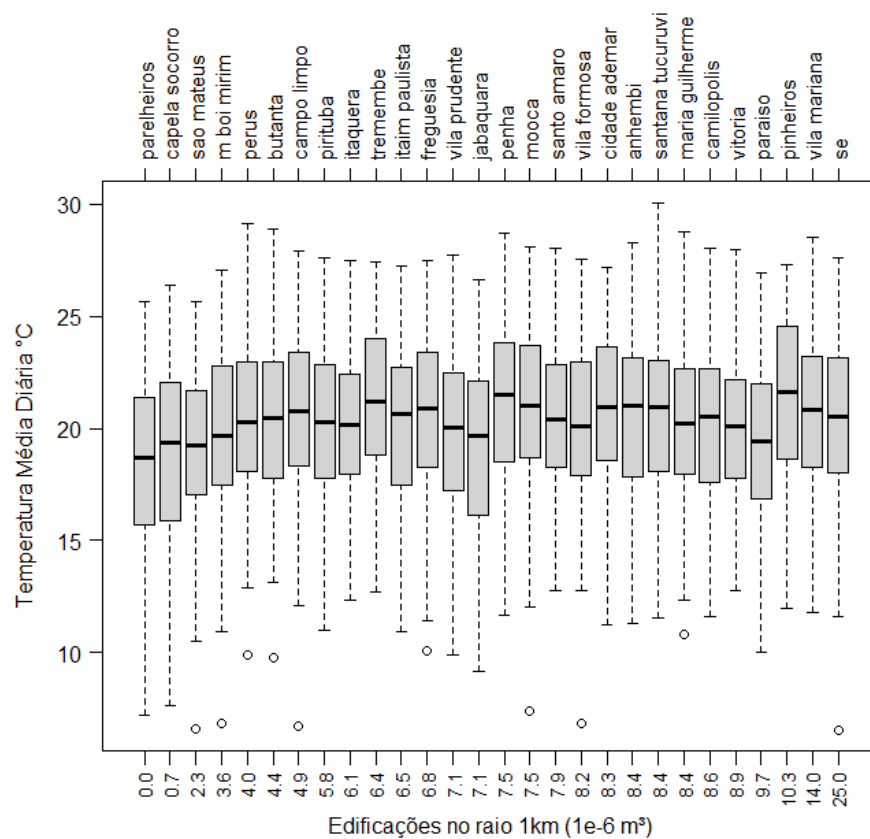


Figura E9 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do total de edificações no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o total de edificações no raio de 1 km.

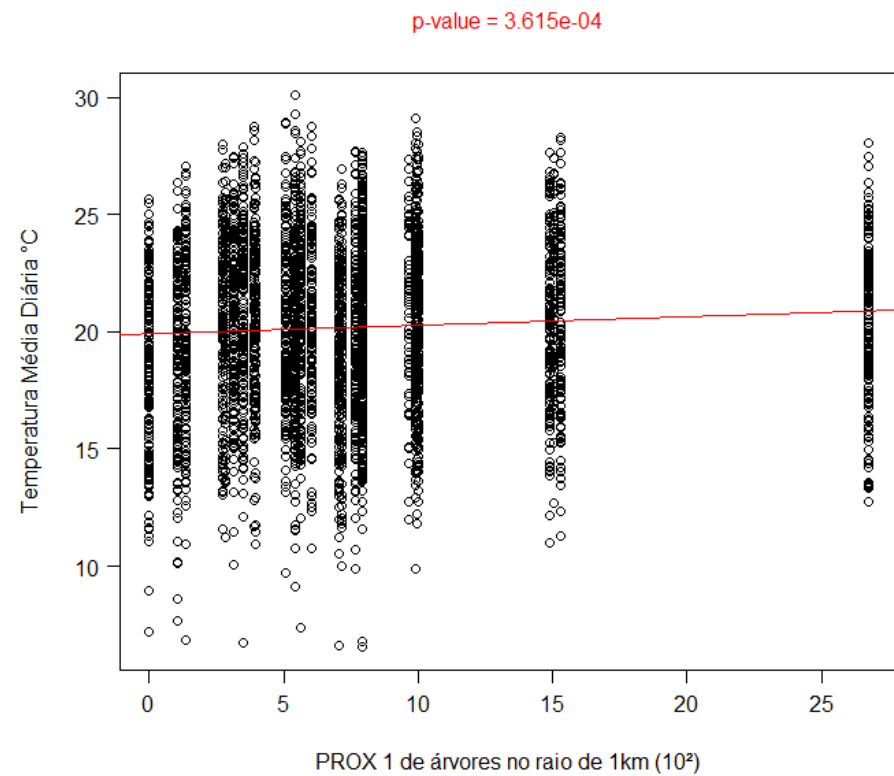
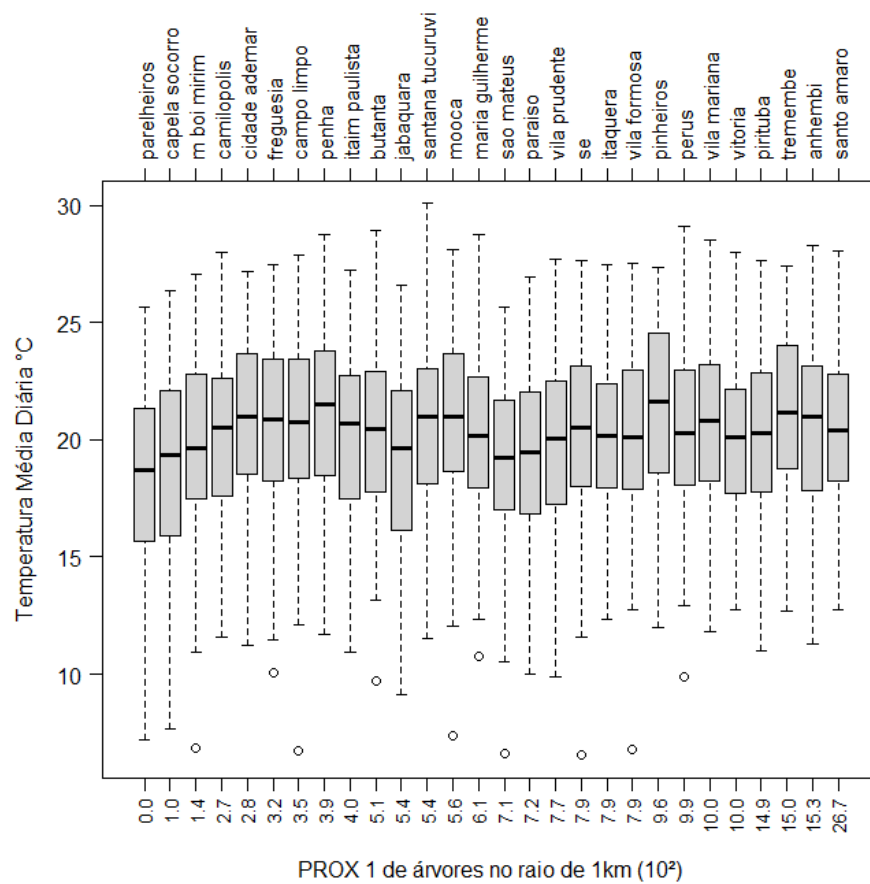


Figura E10 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de árvores no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 1 de árvores no raio de 1 km.

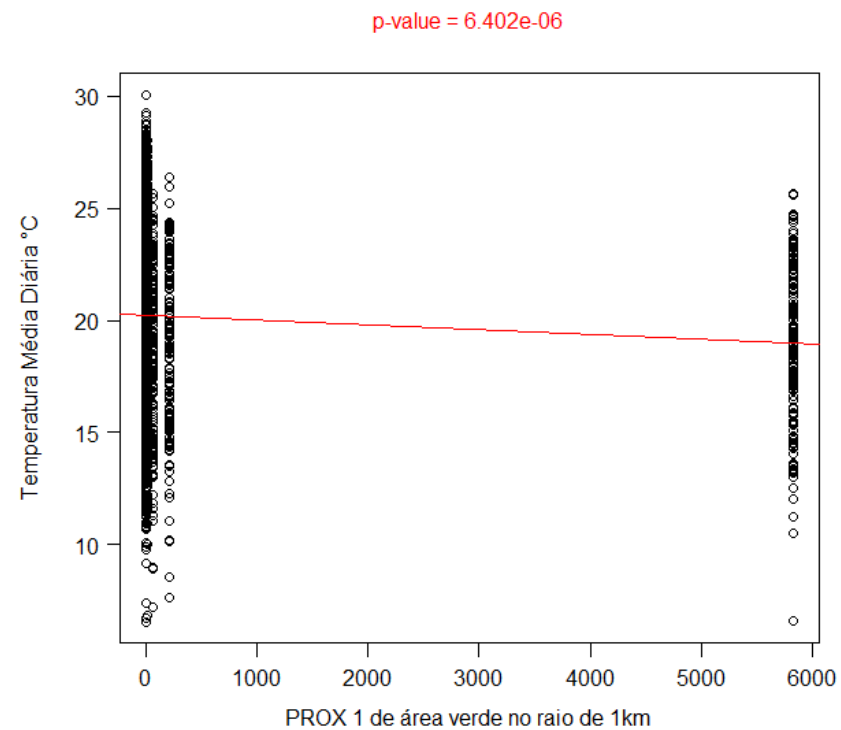
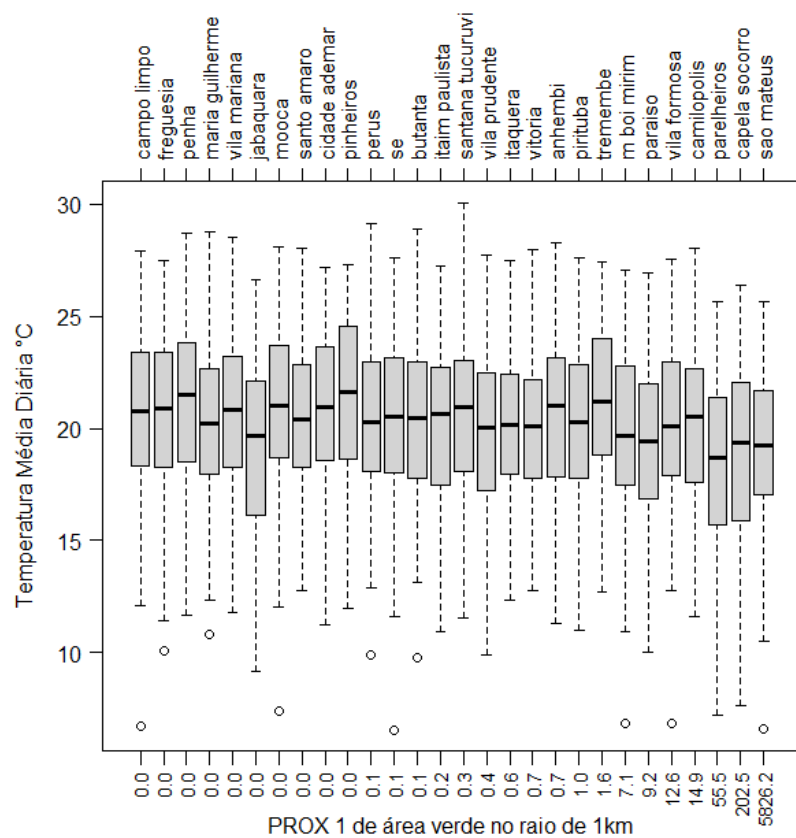


Figura E11 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de áreas verdes no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 1 de áreas verdes no raio de 1 km.

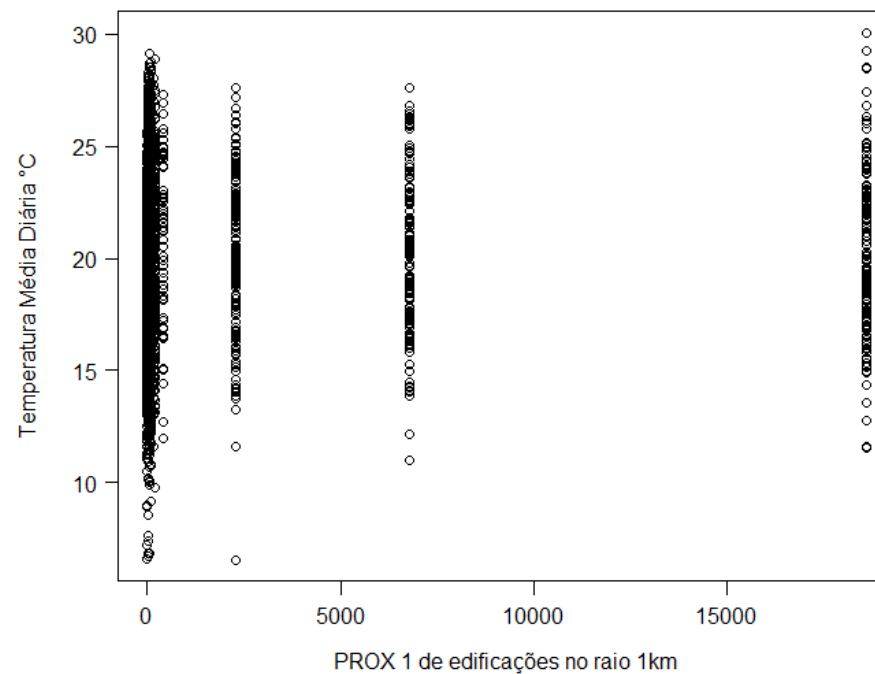
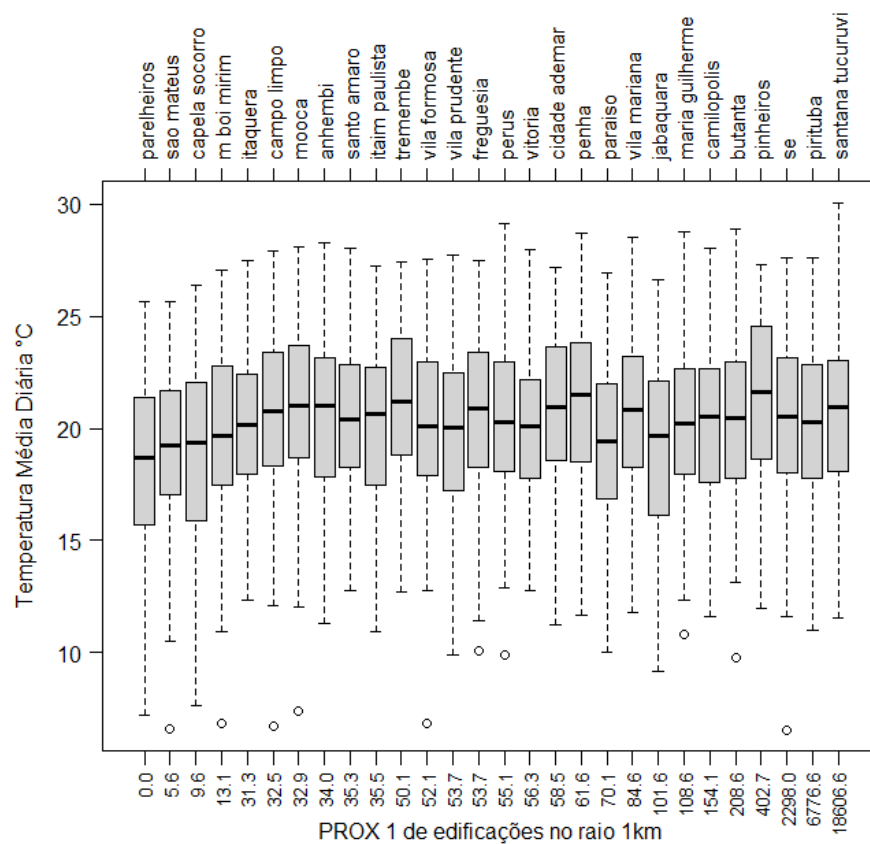


Figura E12 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de edificações no raio de 1 km.

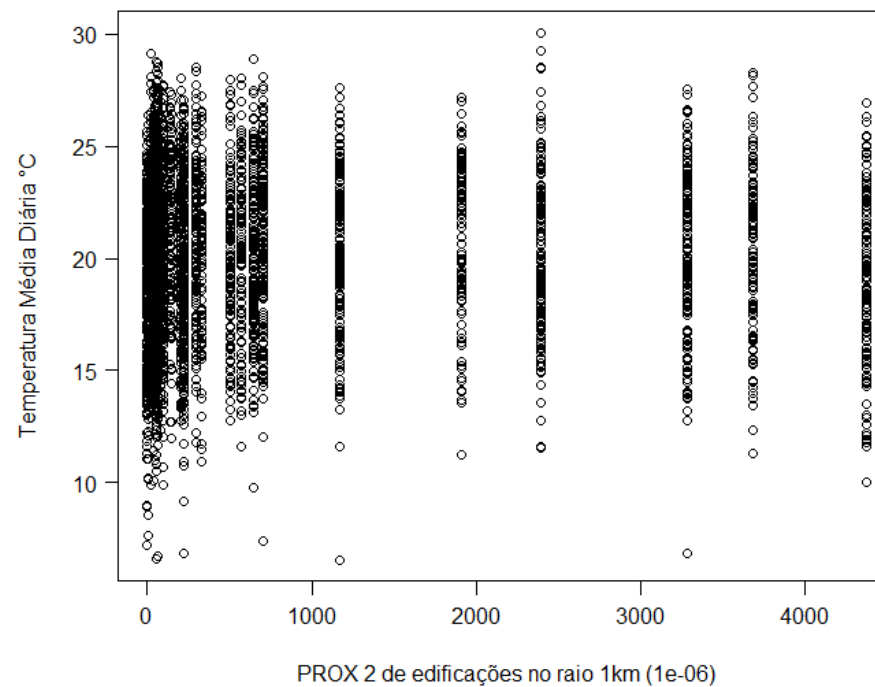
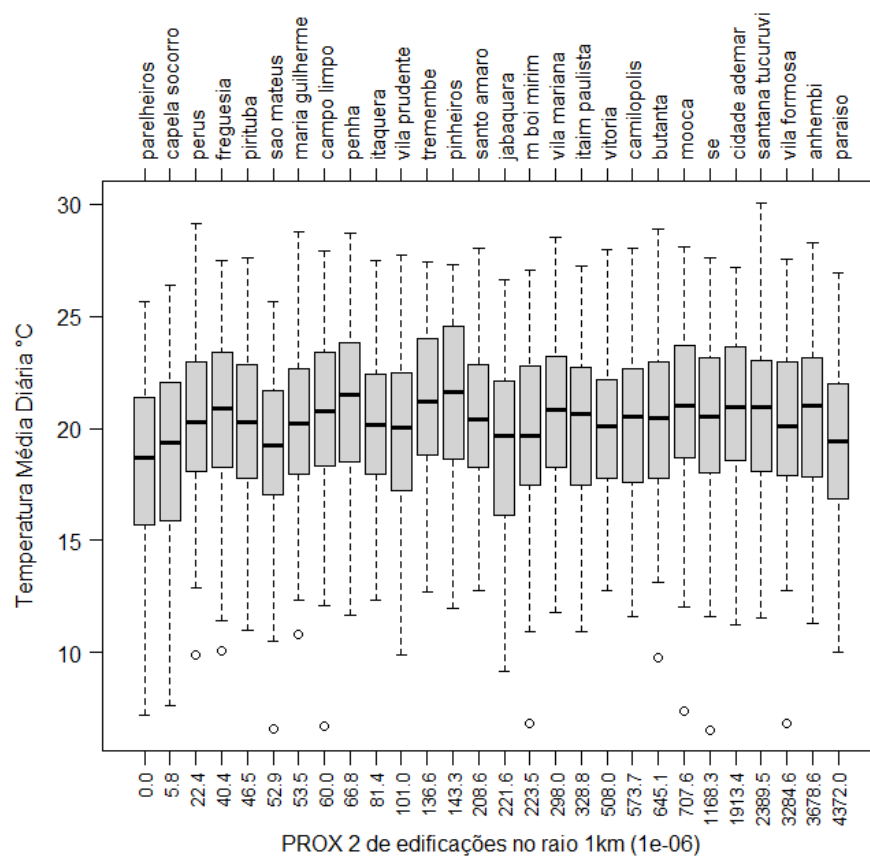


Figura E13 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 2 de edificações no raio de 1 km.

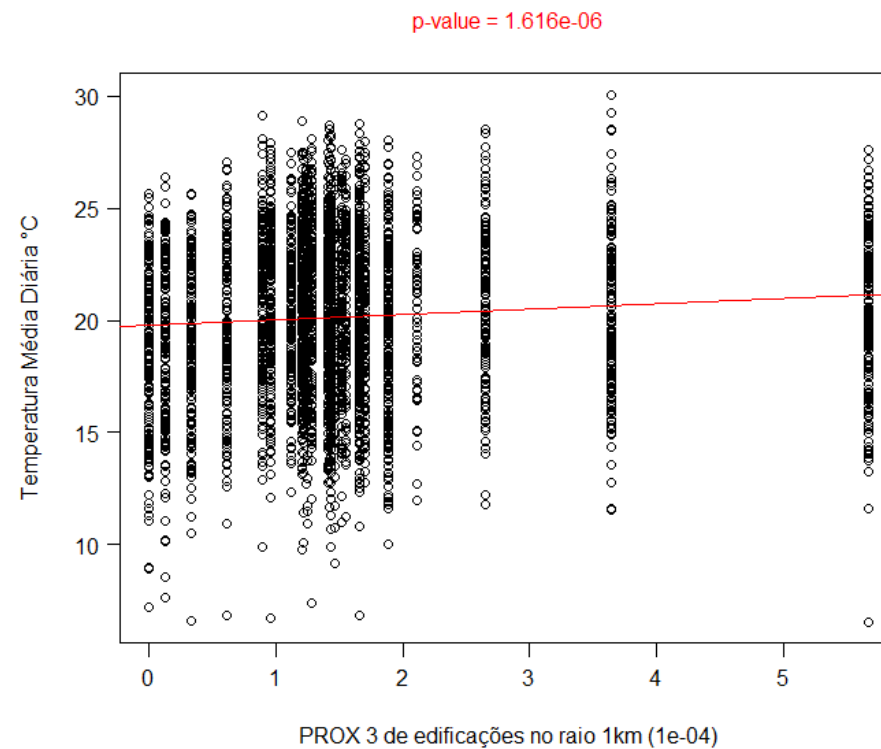
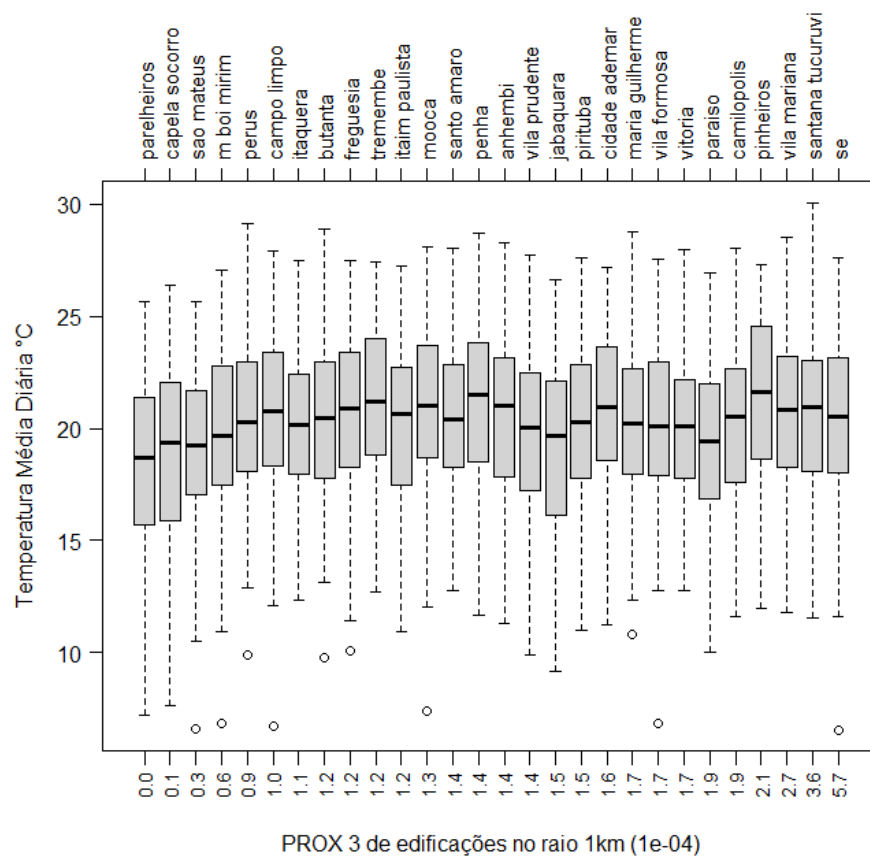


Figura E14 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 3 de edificações no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 3 de edificações no raio de 1 km.

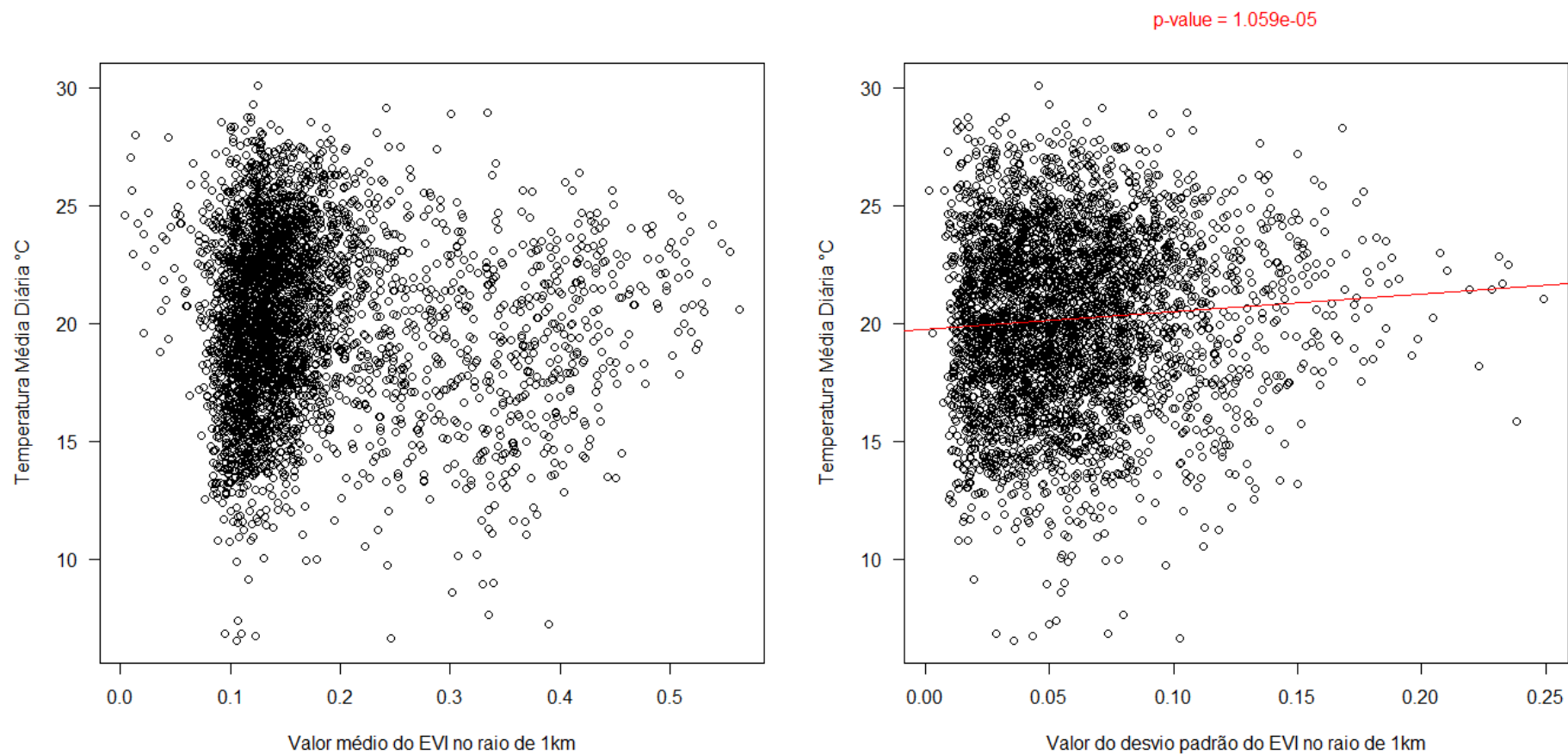


Figura E15 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do valor médio EVI e do valor do desvio padrão do EVI no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o valor de desvio padrão do EVI no raio de 1 km.

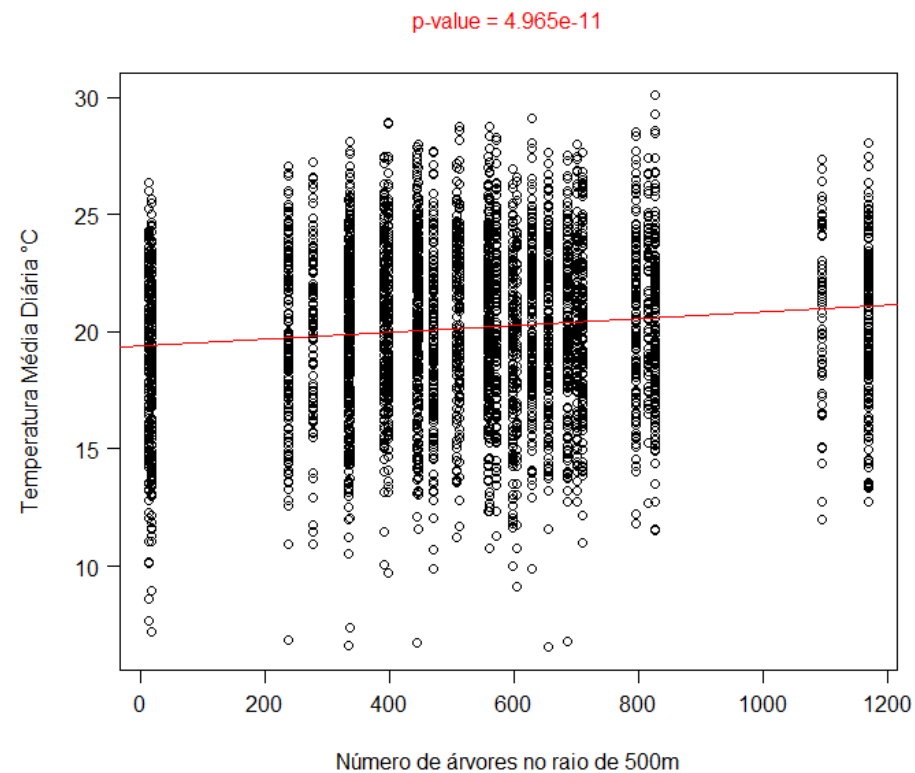
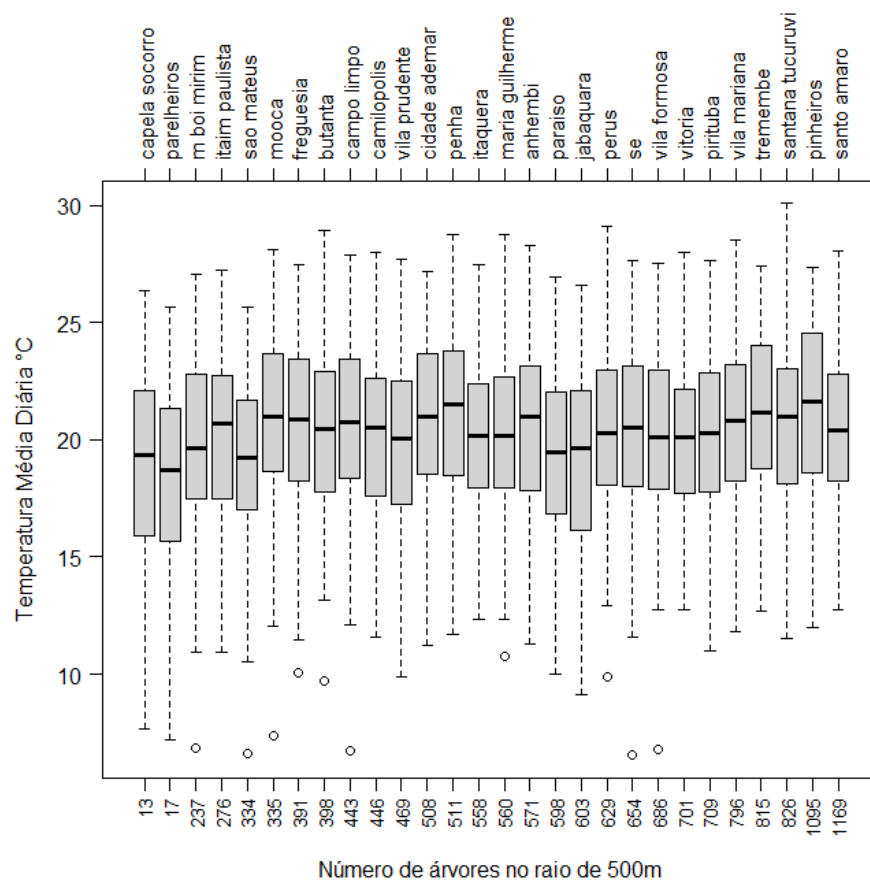


Figura E16 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função no número de árvores no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o número de árvores no raio de 500 m.

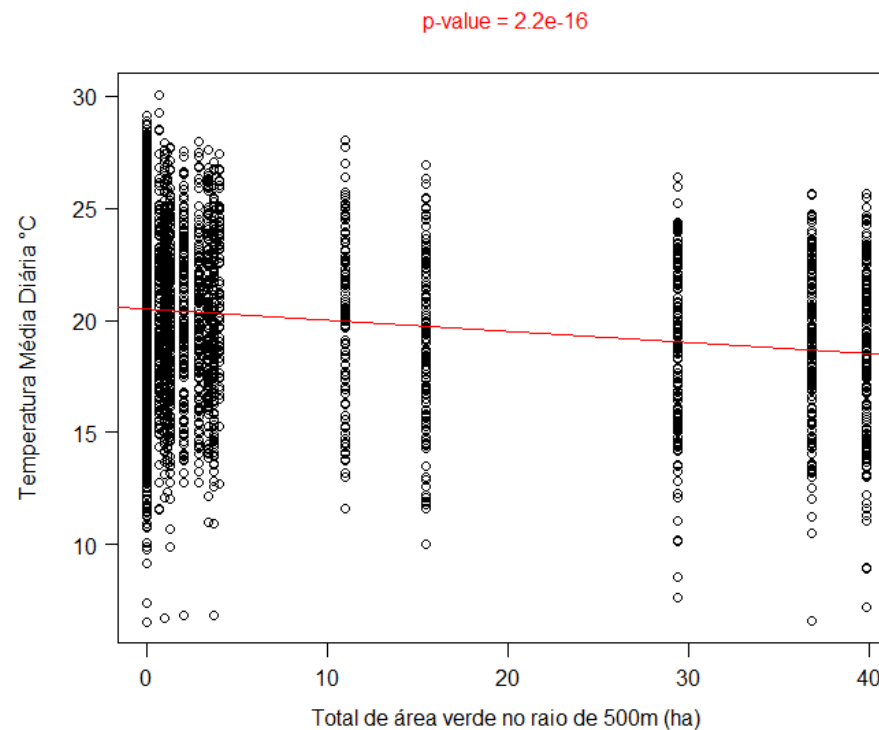
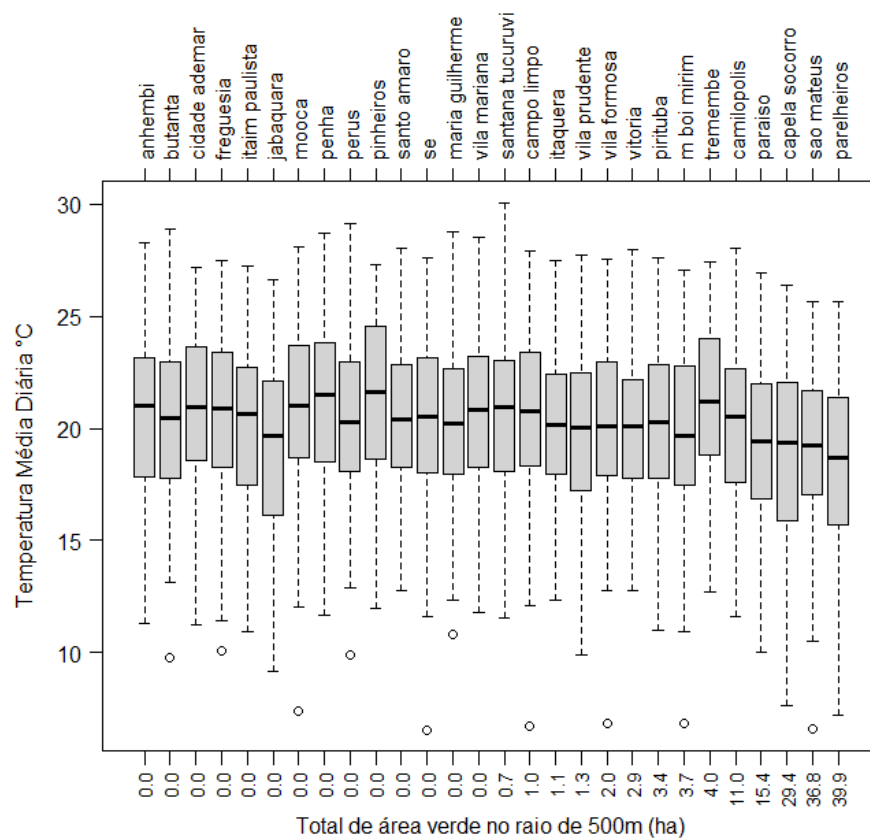


Figura E17 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do total de área verde no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o total de áreas verdes no raio de 500 m.

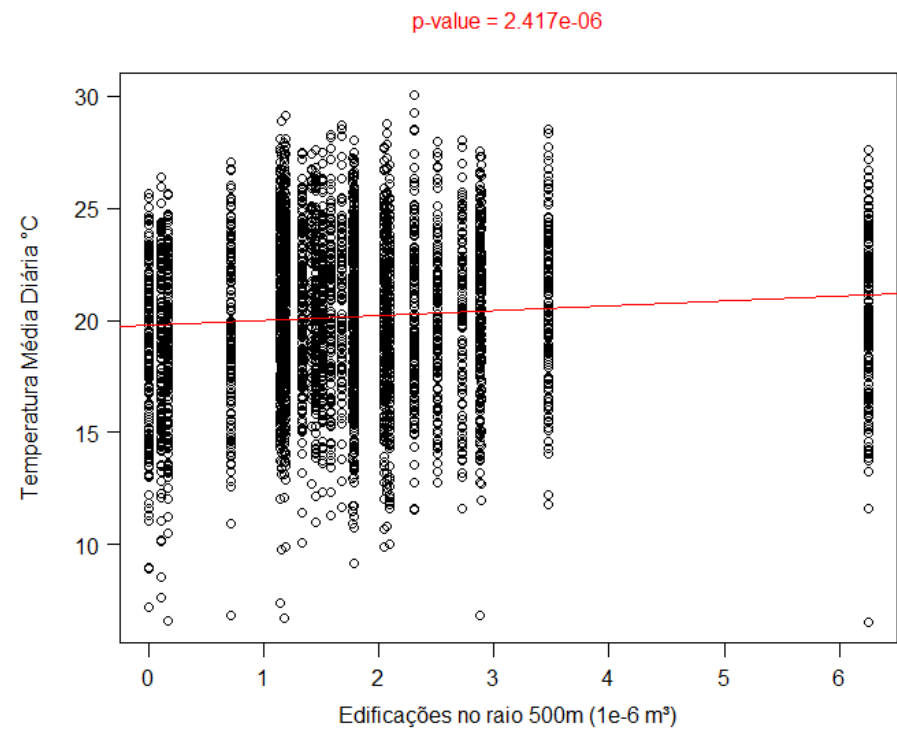
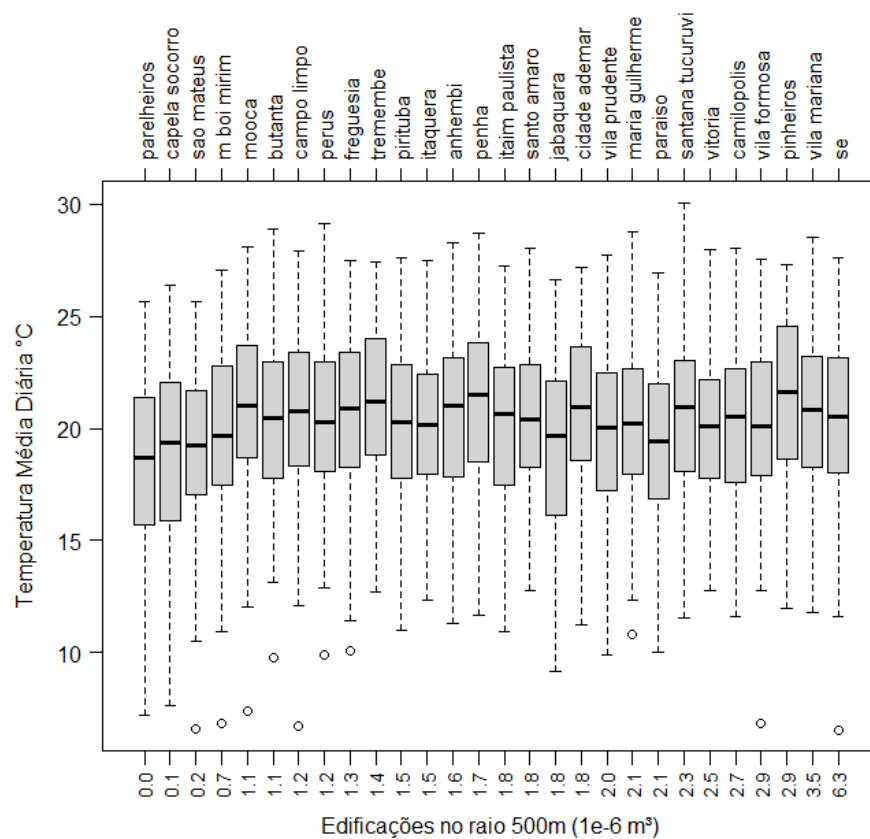


Figura E18 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do total de edificações no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o total de edificações no raio de 500 m.

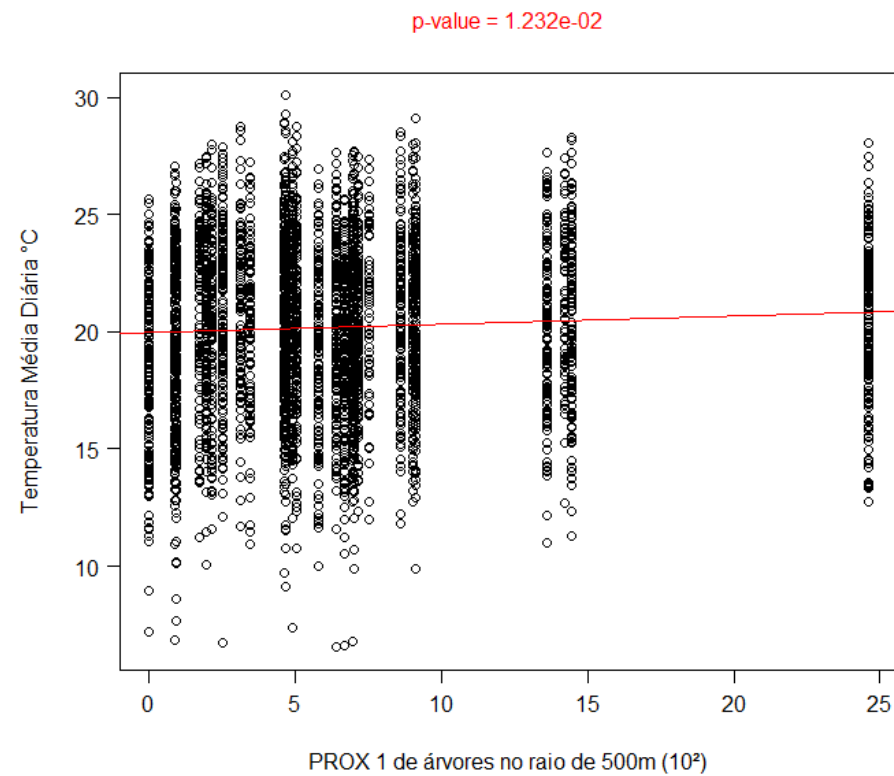
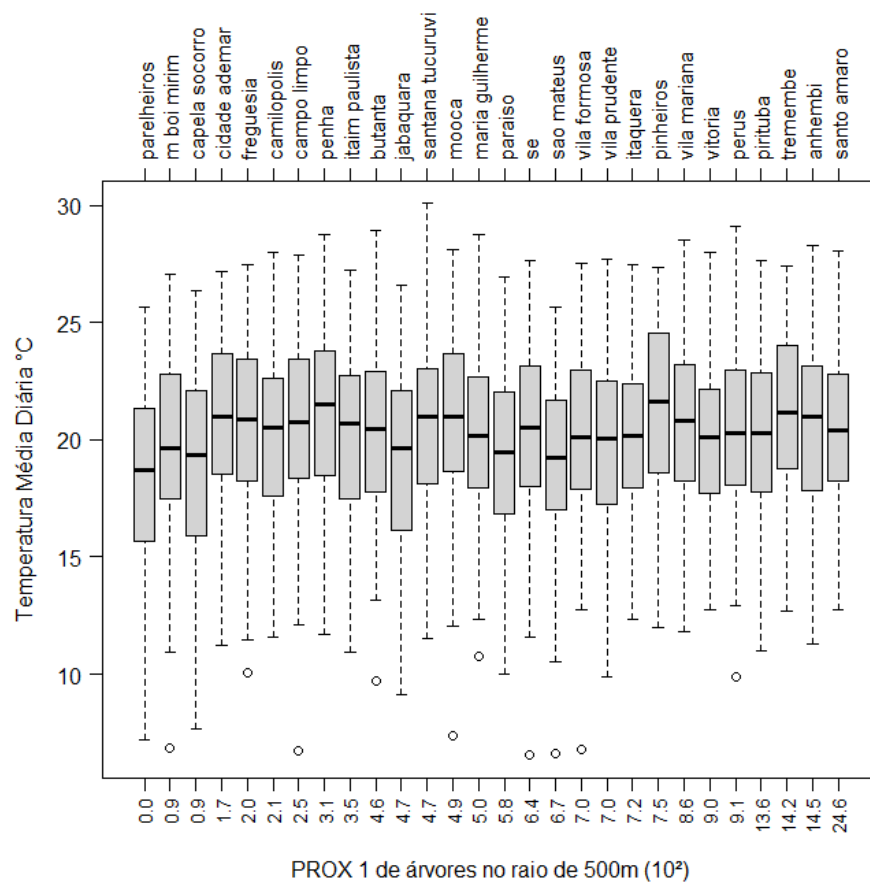


Figura E19 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de árvores no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 1 de árvores no raio de 500 m.

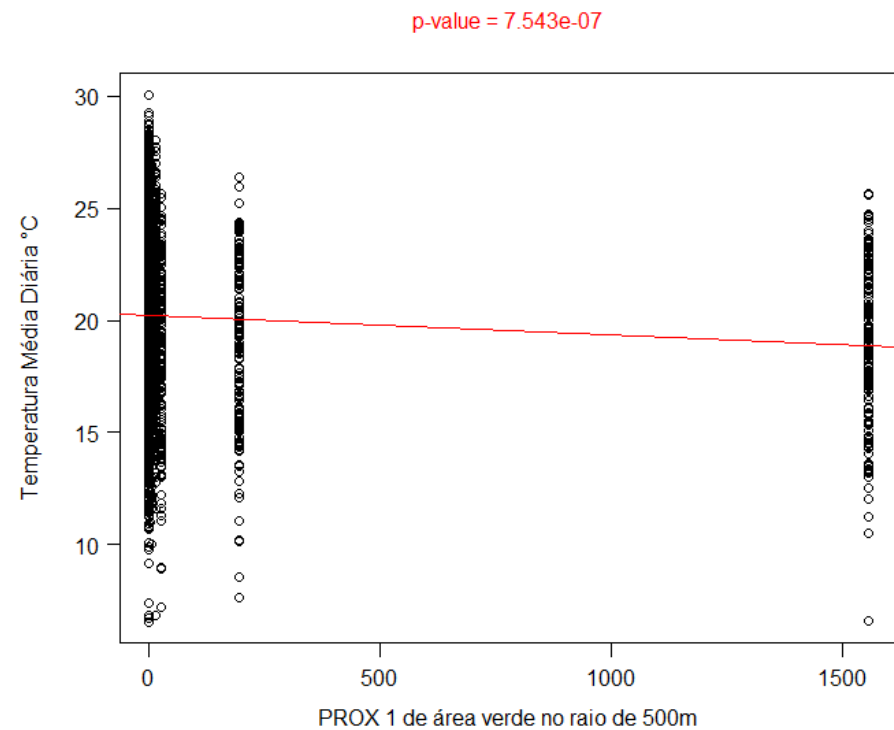
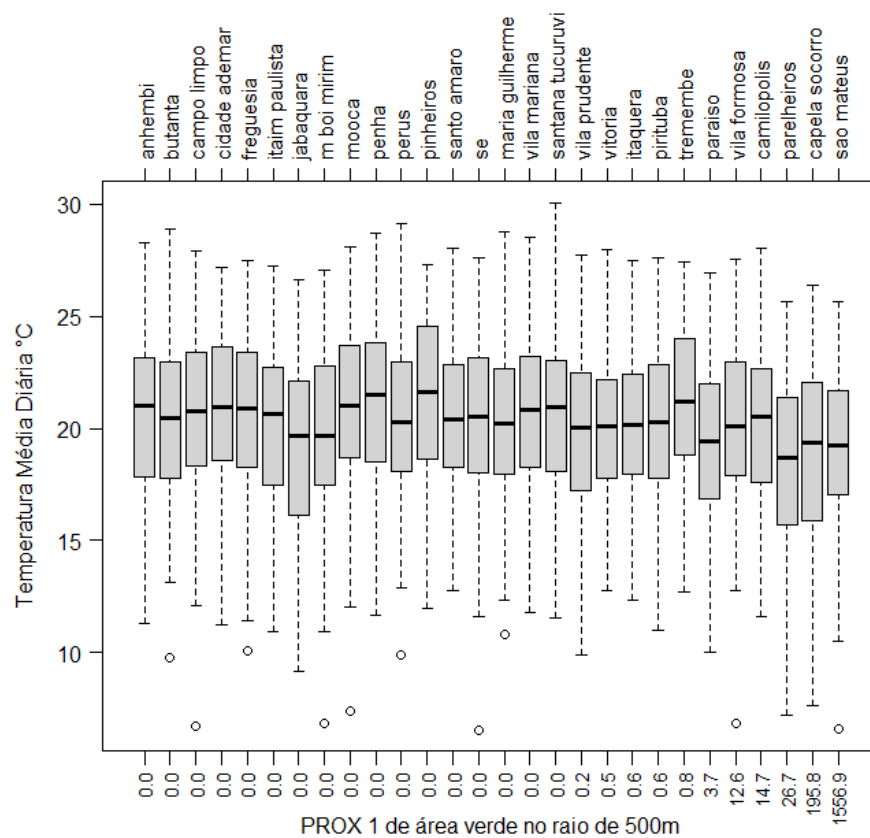


Figura E20 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de áreas verdes no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 1 de áreas verdes no raio de 500 m.

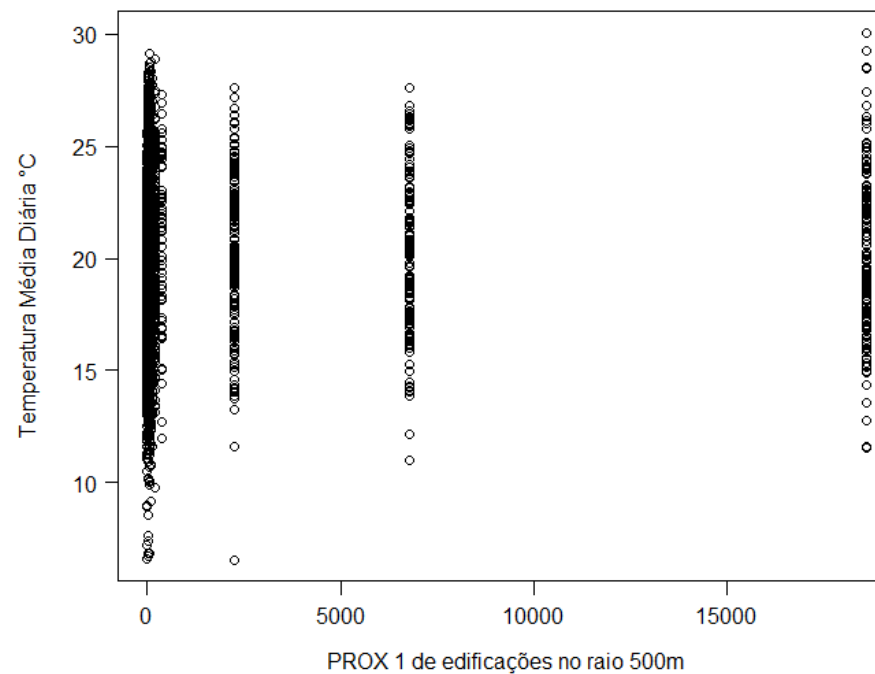
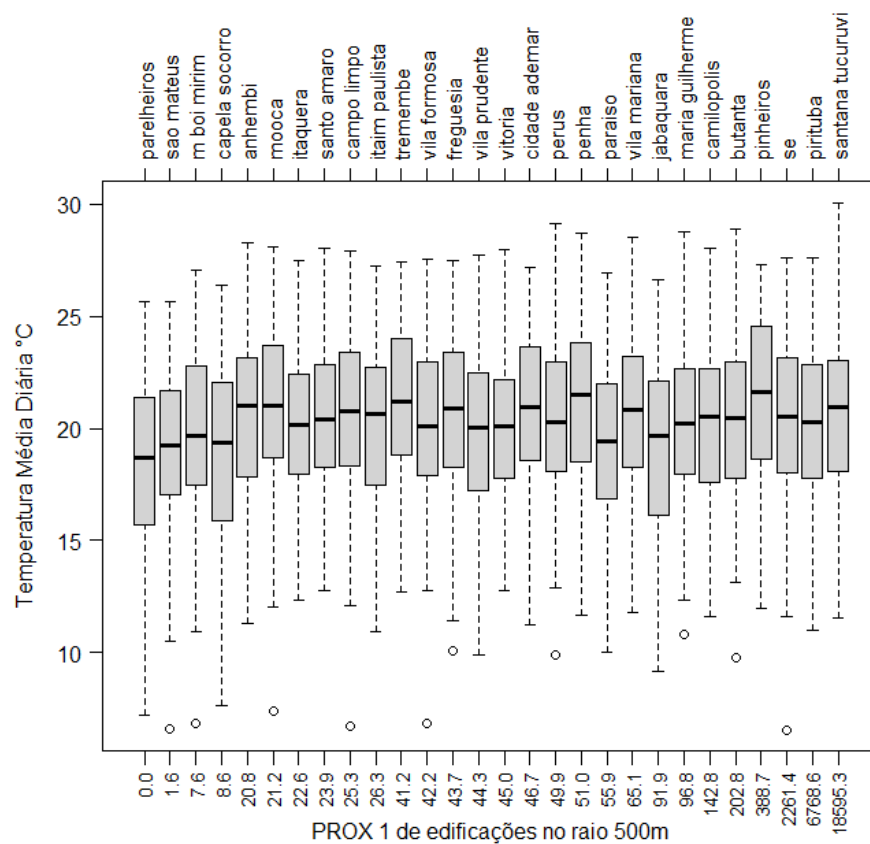


Figura E21 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 1 de edificações no raio de 500 m.

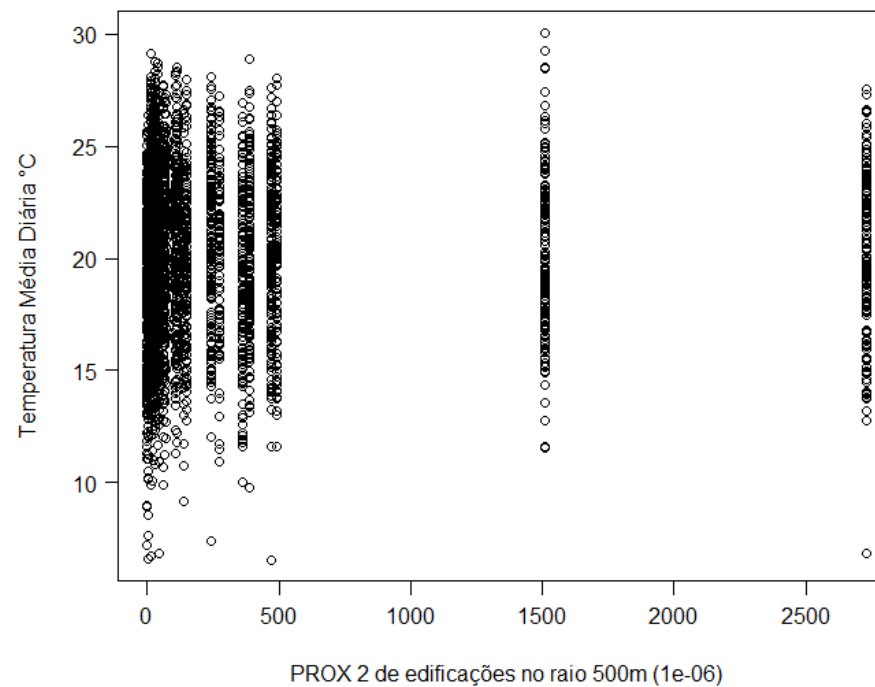
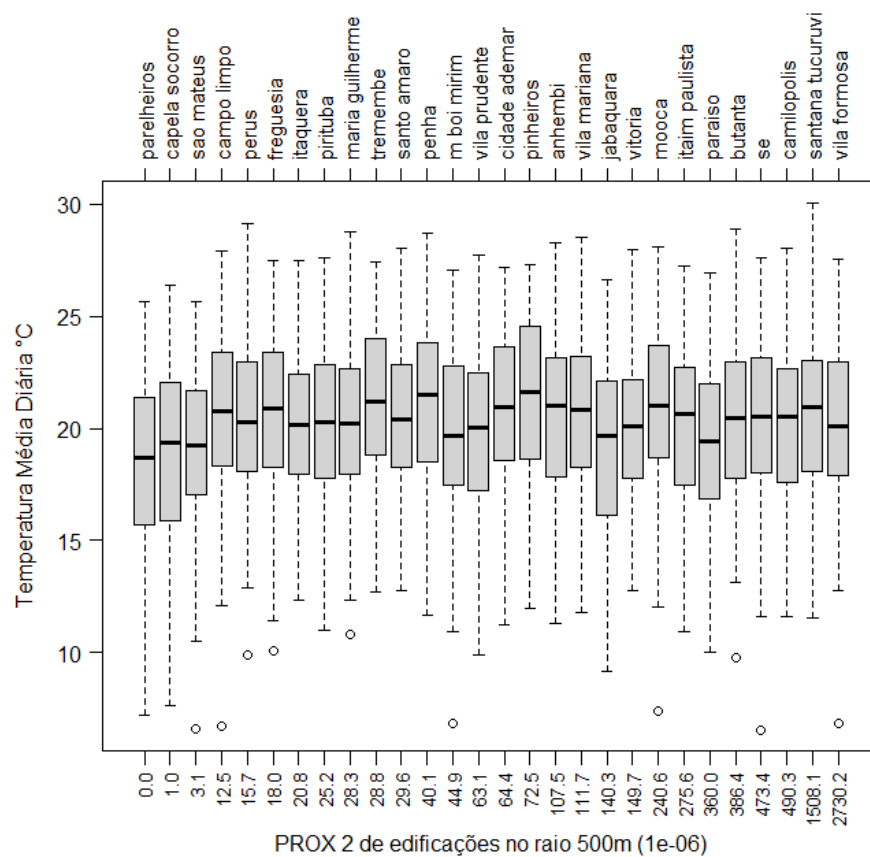


Figura E22 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 2 de edificações no raio de 500 m.

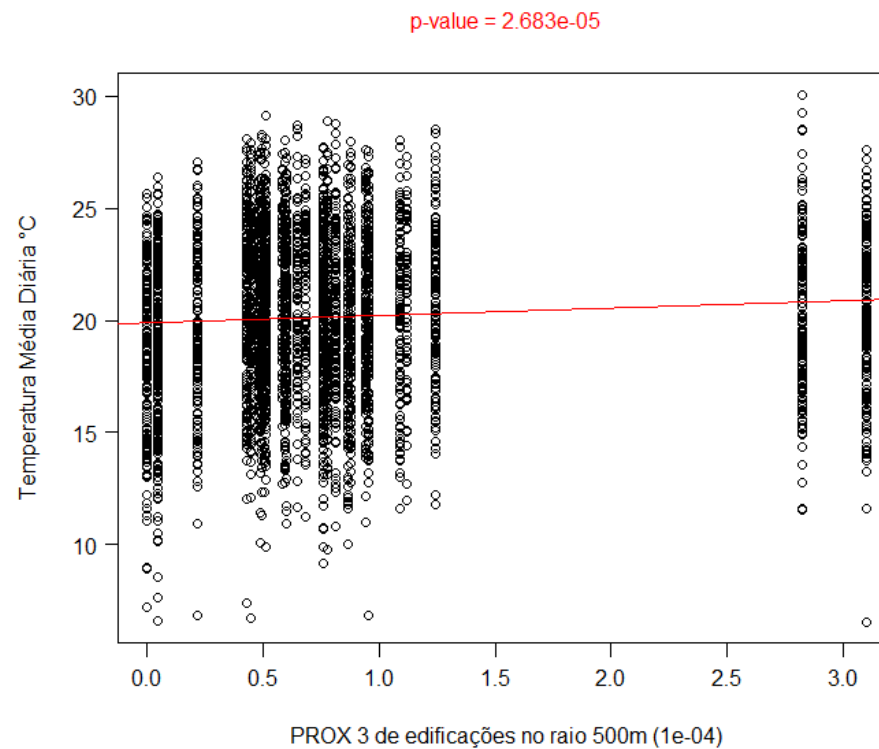
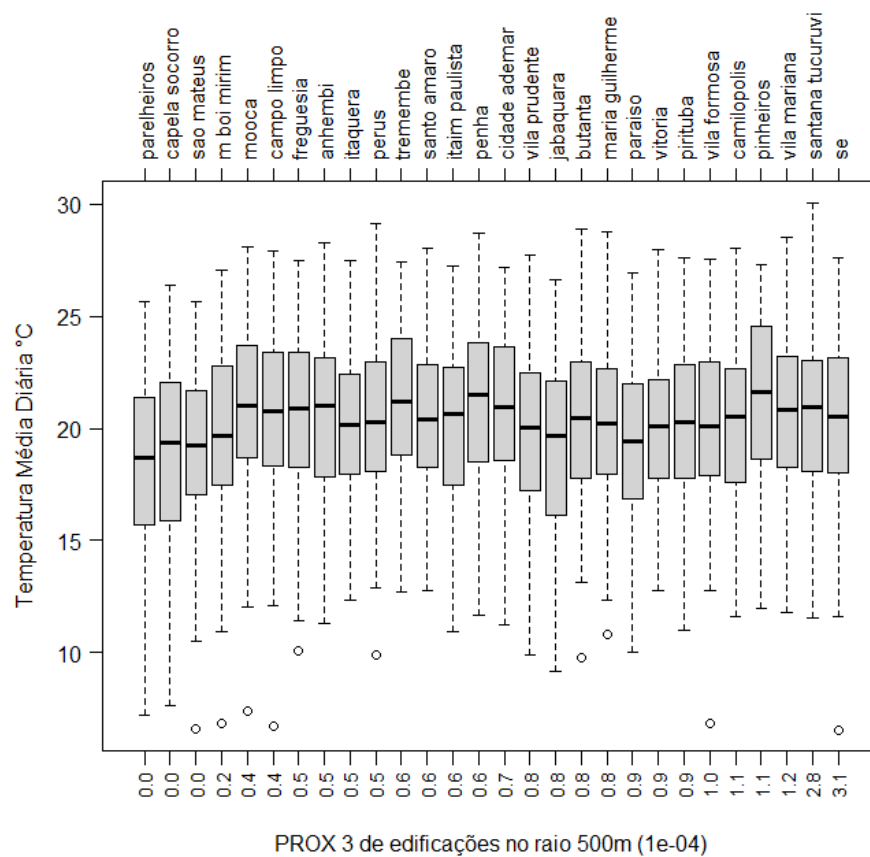


Figura E23 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função PROX 3 de edificações no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o PROX 3 de edificações no raio de 500 m.

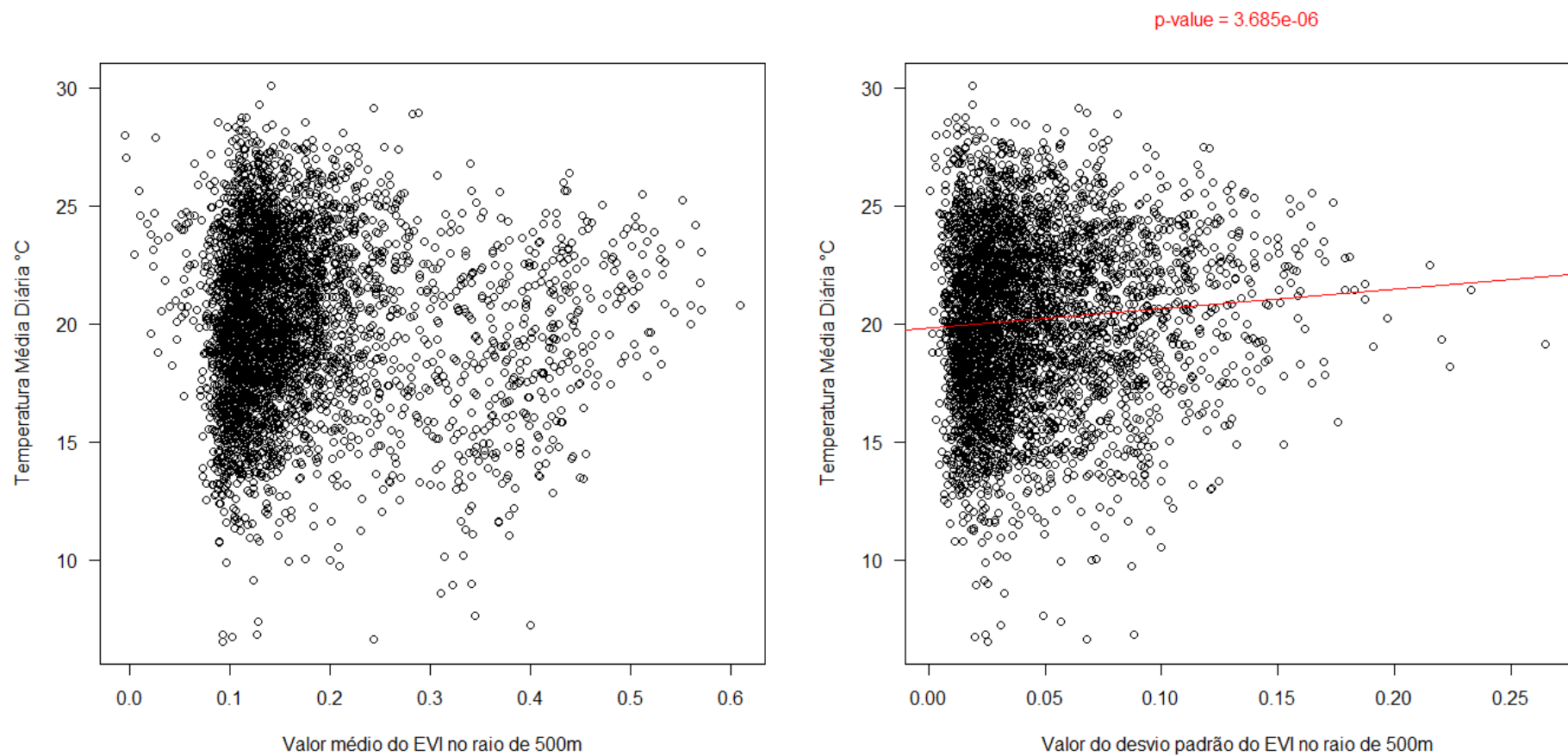


Figura E24 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do valor médio do EVI e desvio padrão do EVI no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e o desvio padrão do EVI no raio de 500 m.

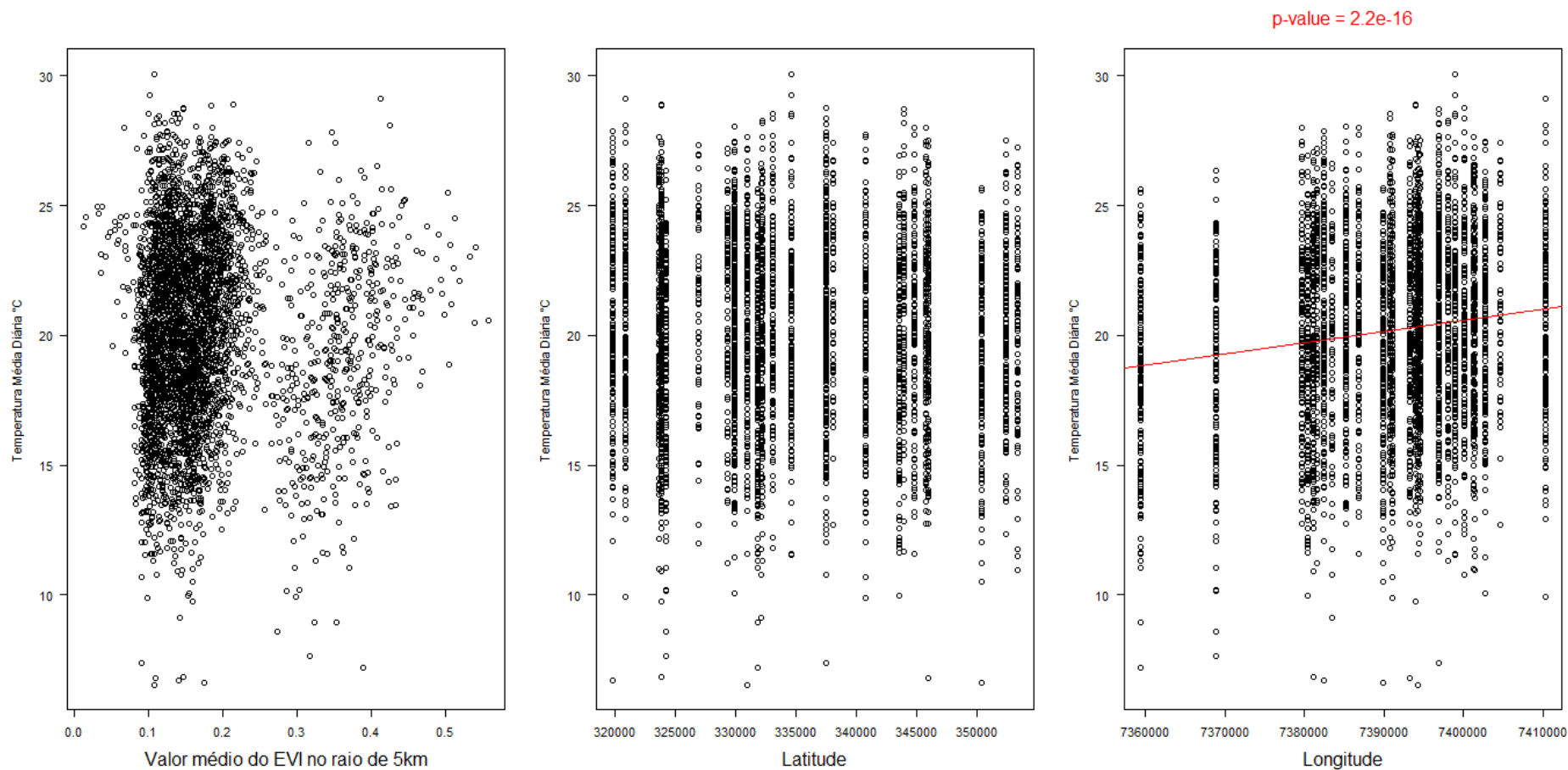


Figura E25 – Resultado gráfico da temperatura média diária em função do valor médio do EVI no raio de 5, latitude e longitude. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre a temperatura média diária e a longitude.

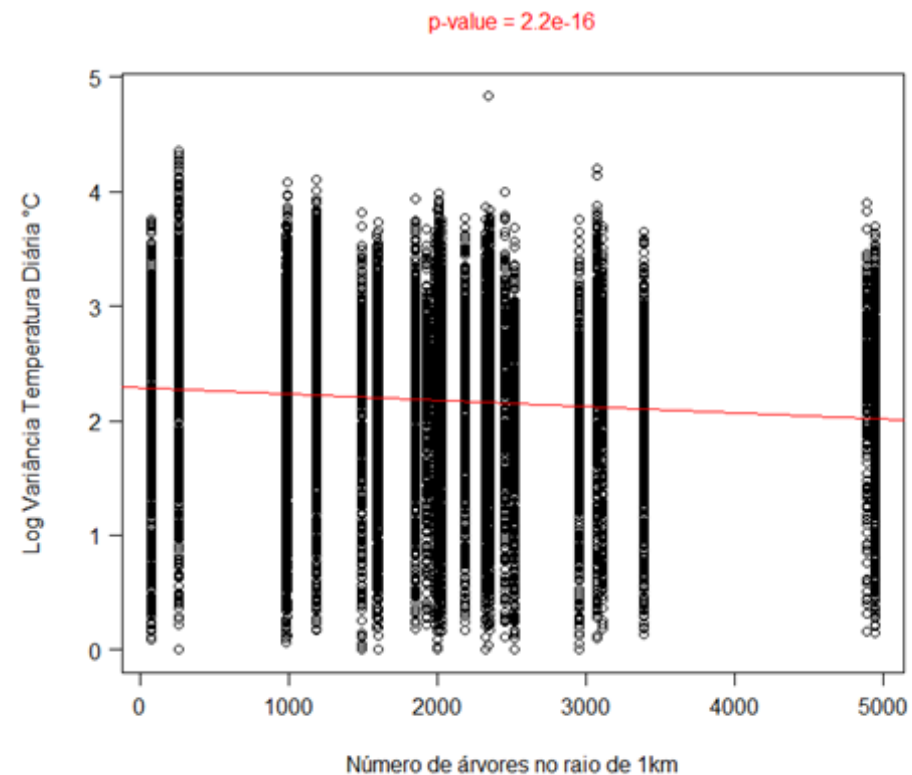
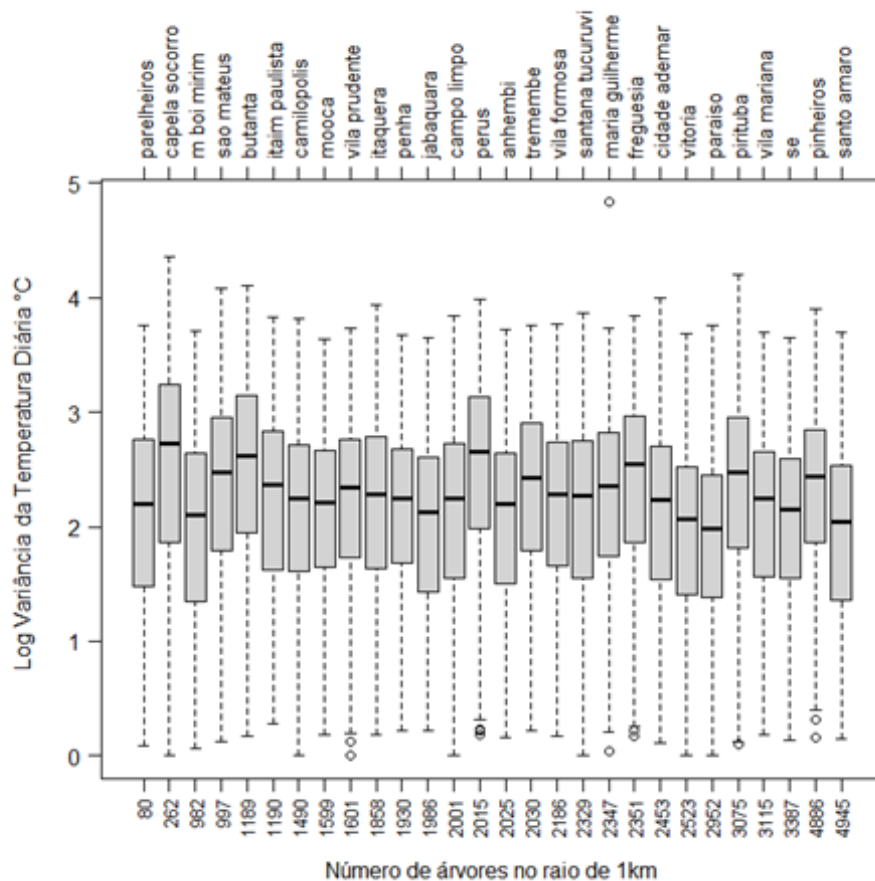


Figura E26 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do número de árvores no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o número de árvores no raio de 1 km.

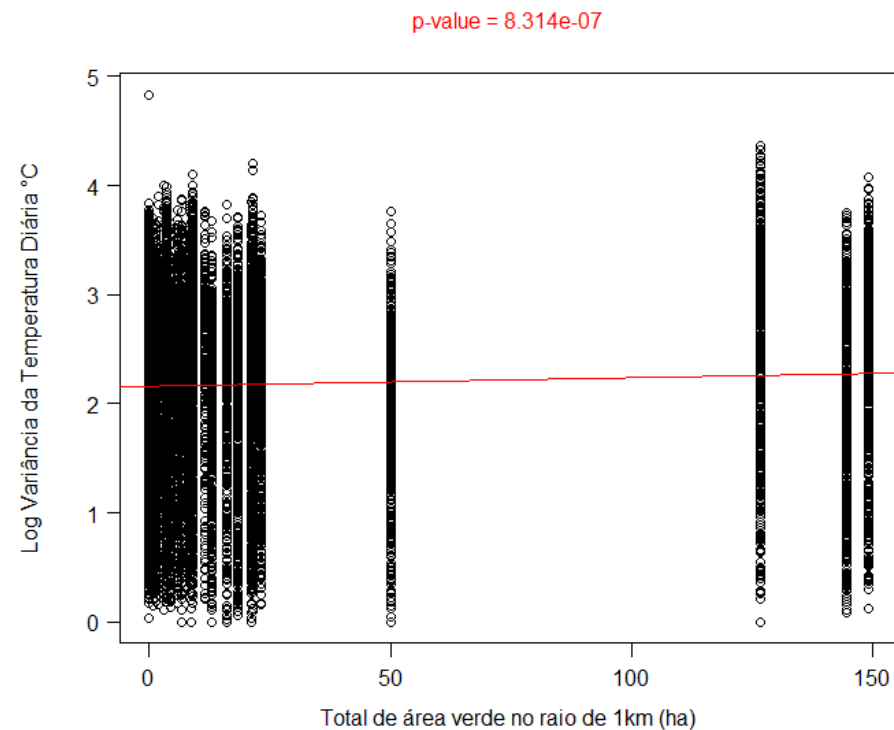
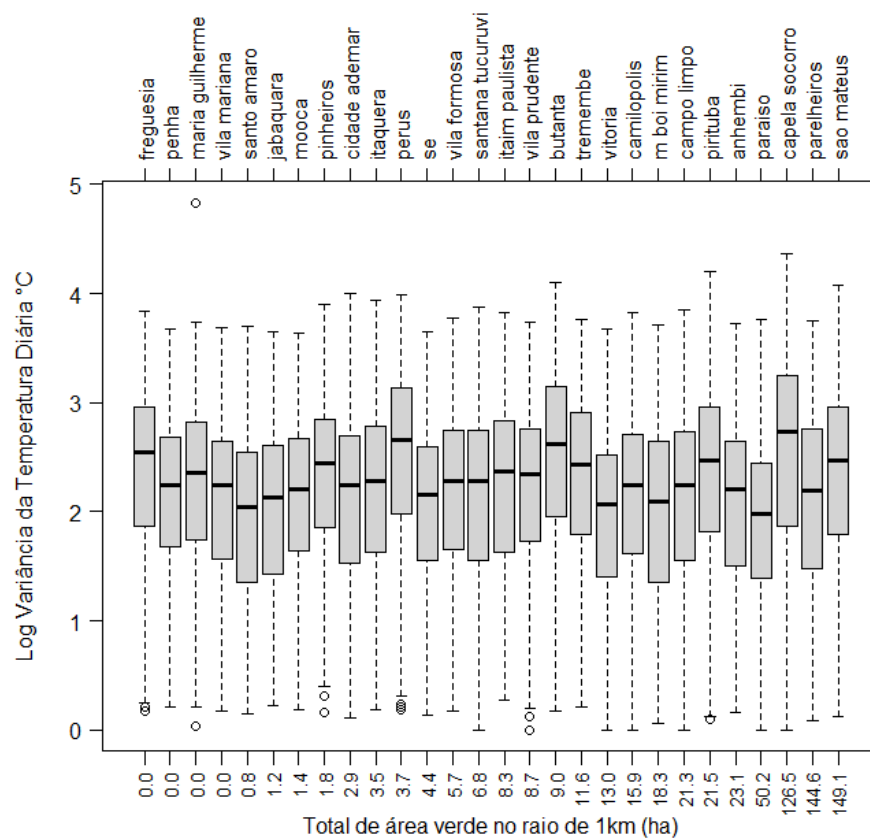


Figura E27 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do total de área verde no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o total de área verde no raio de 1 km.

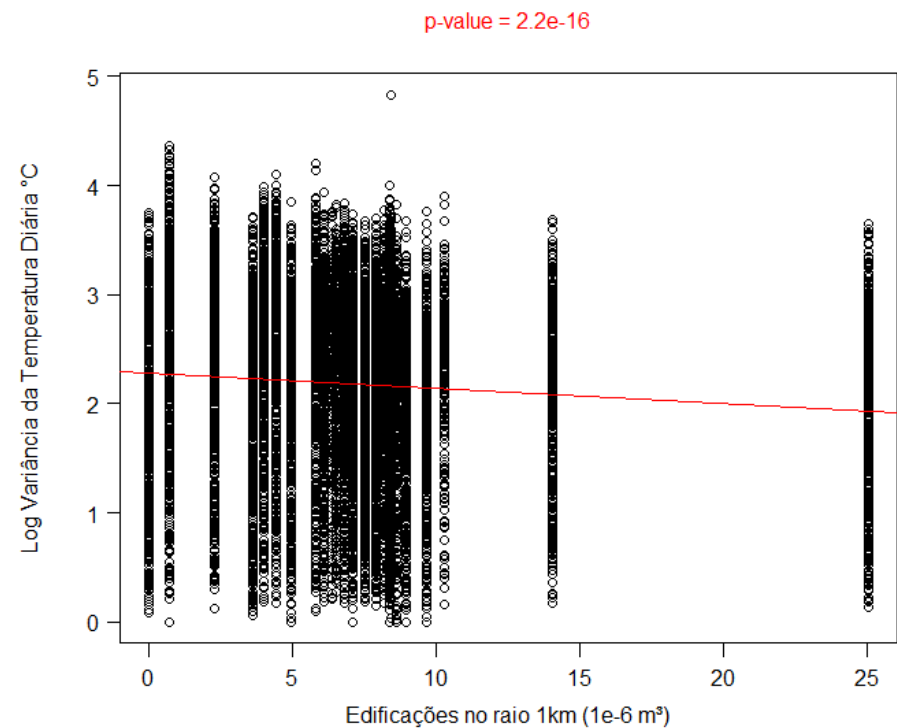
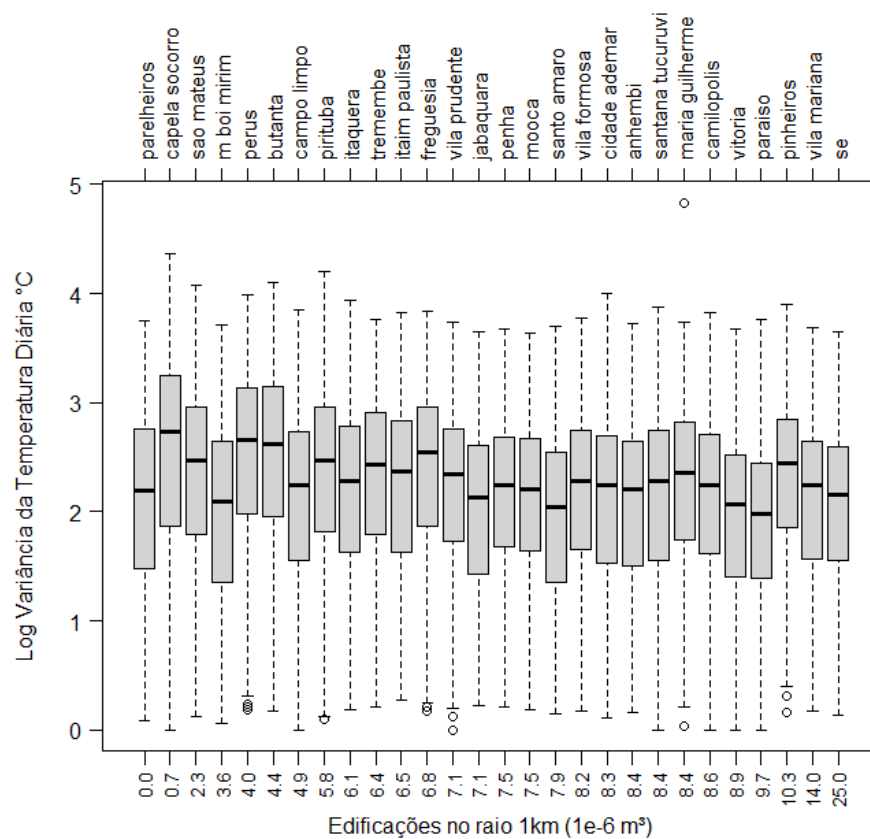


Figura E28 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do total de edificações no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o total de edificações no raio de 1 km.

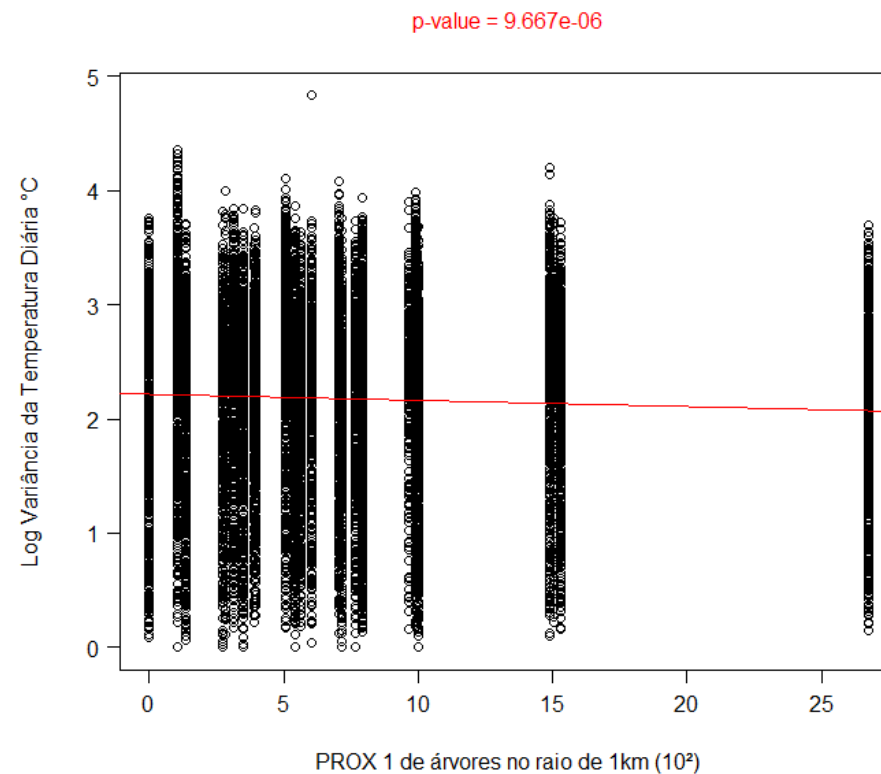
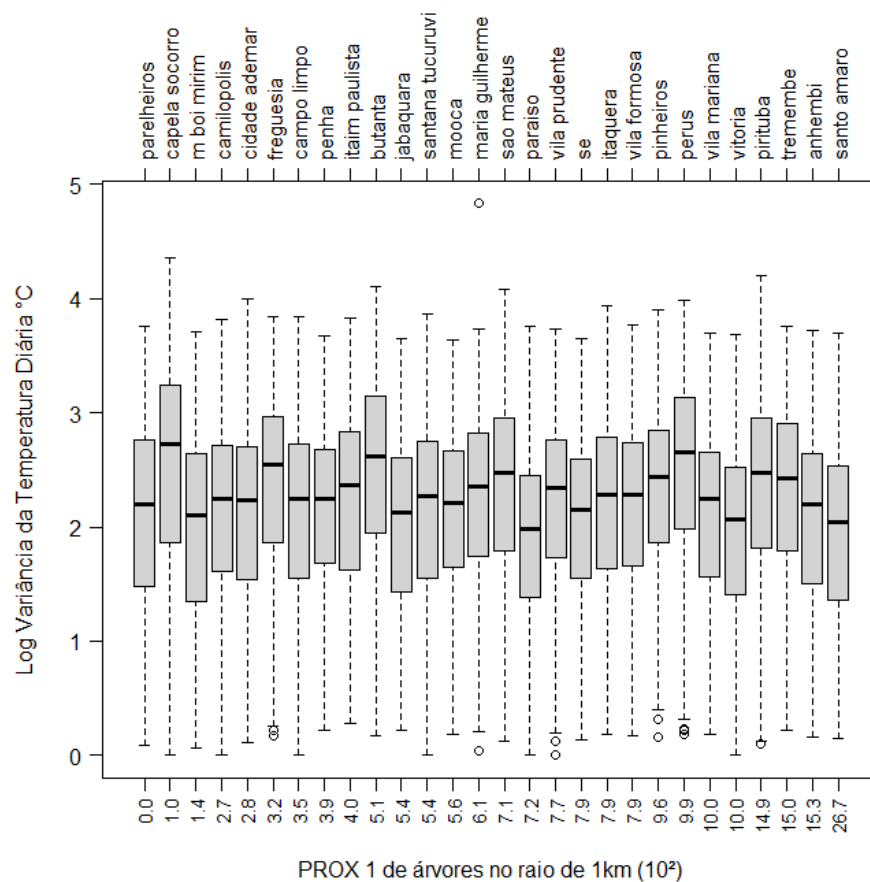


Figura E29 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de árvores no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 1 de árvores no raio de 1 km.

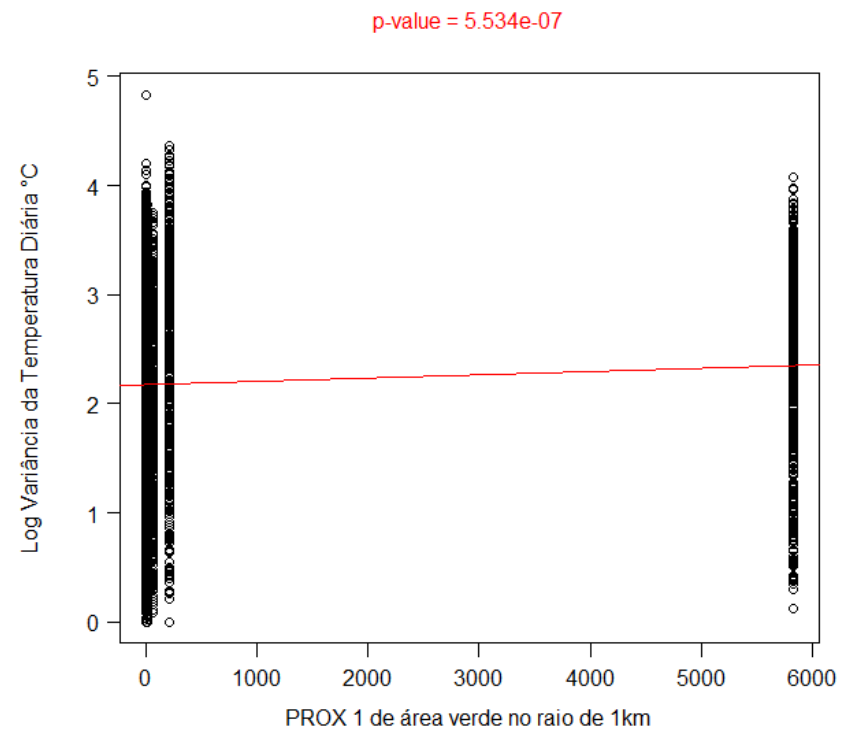
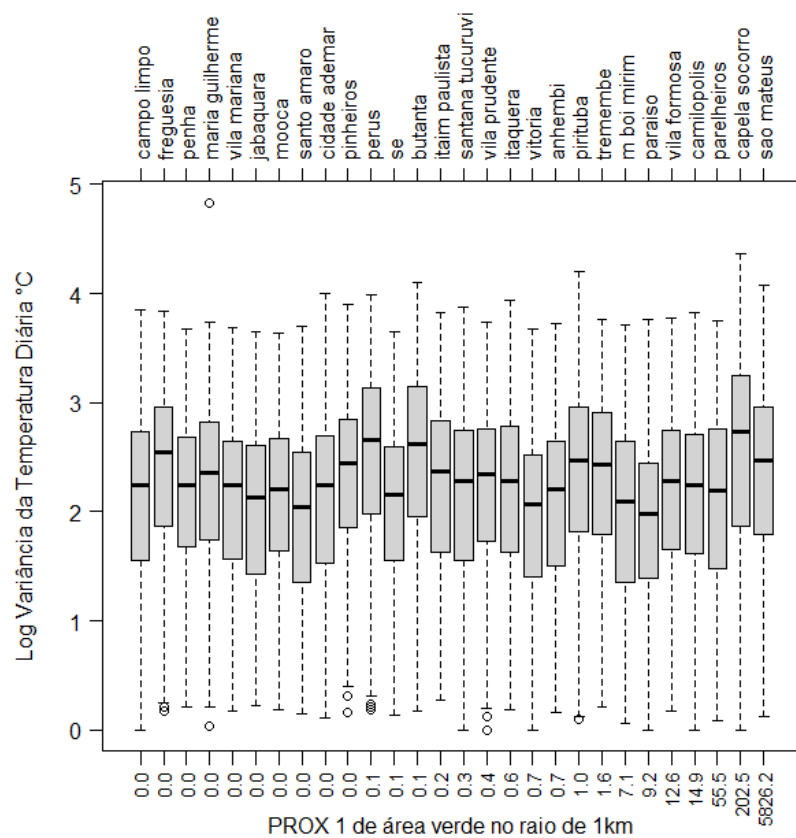


Figura E30 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de área verde no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 1 de área verde no raio de 1 km.

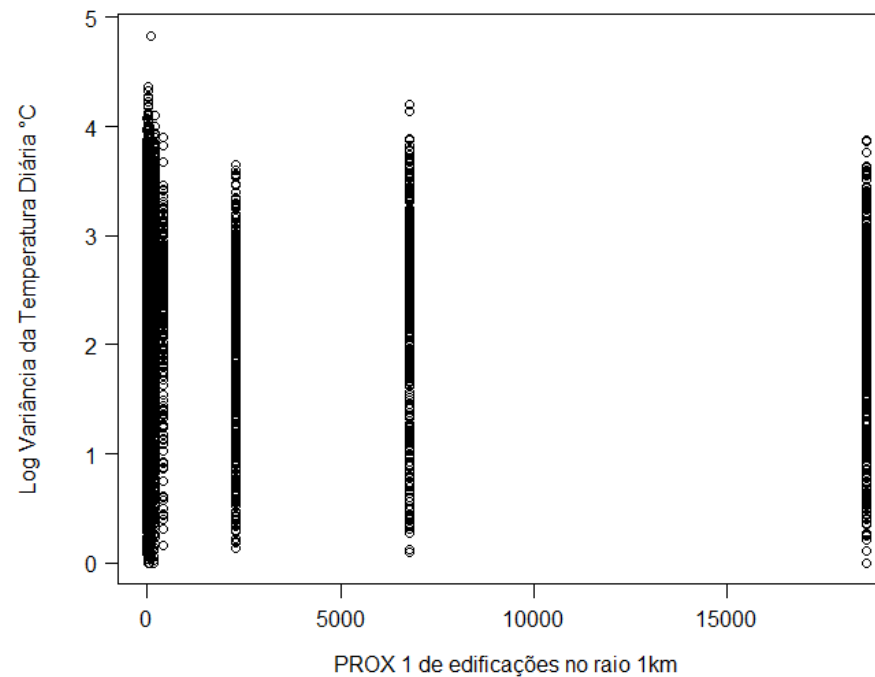
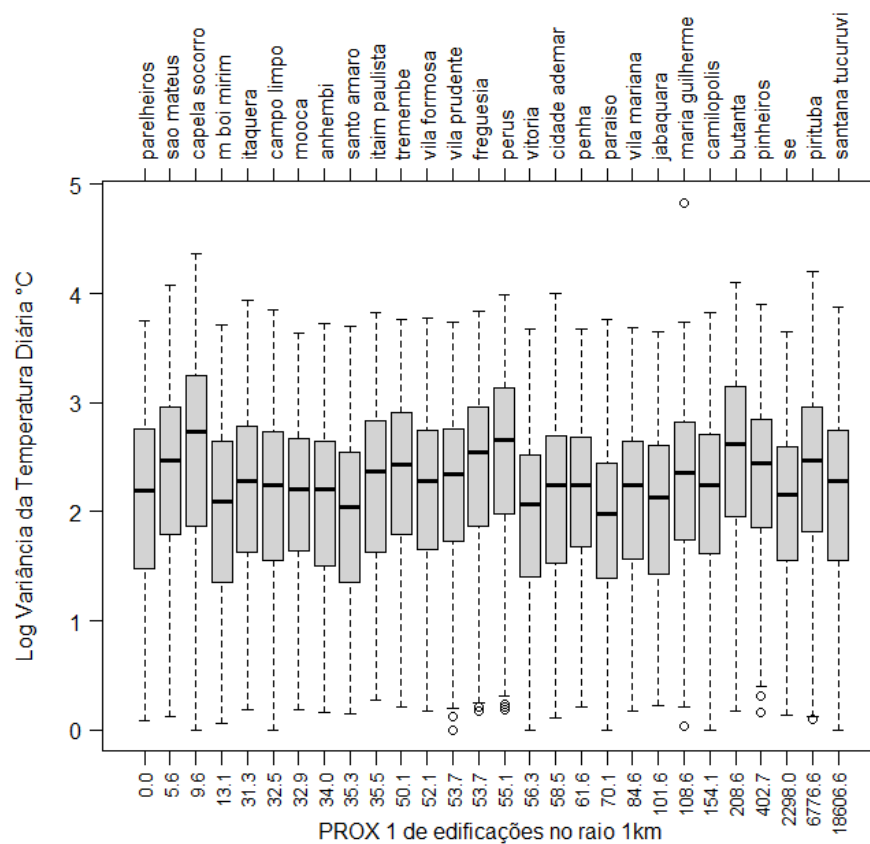


Figura E31 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de edificações no raio de 1 km.

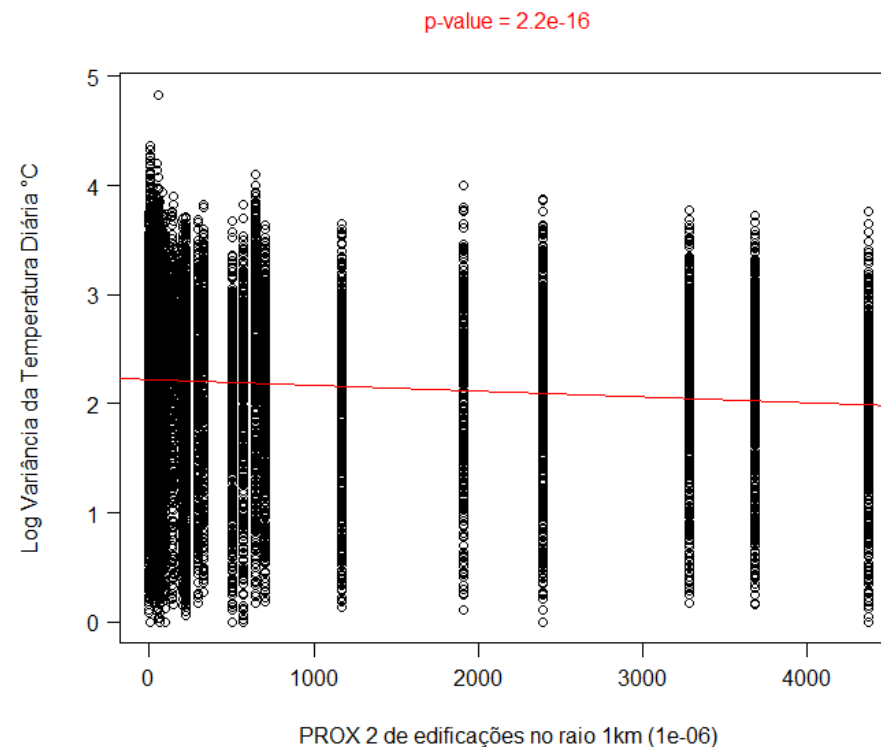
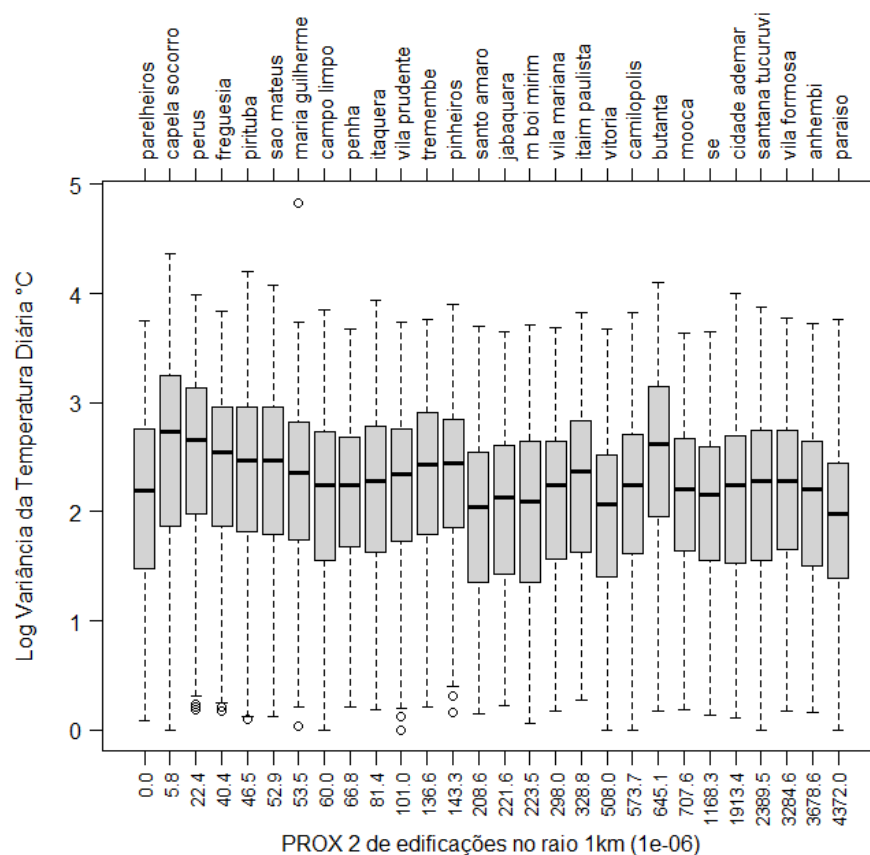


Figura E32 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 2 de edificações no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 2 de edificações no raio de 1 km.

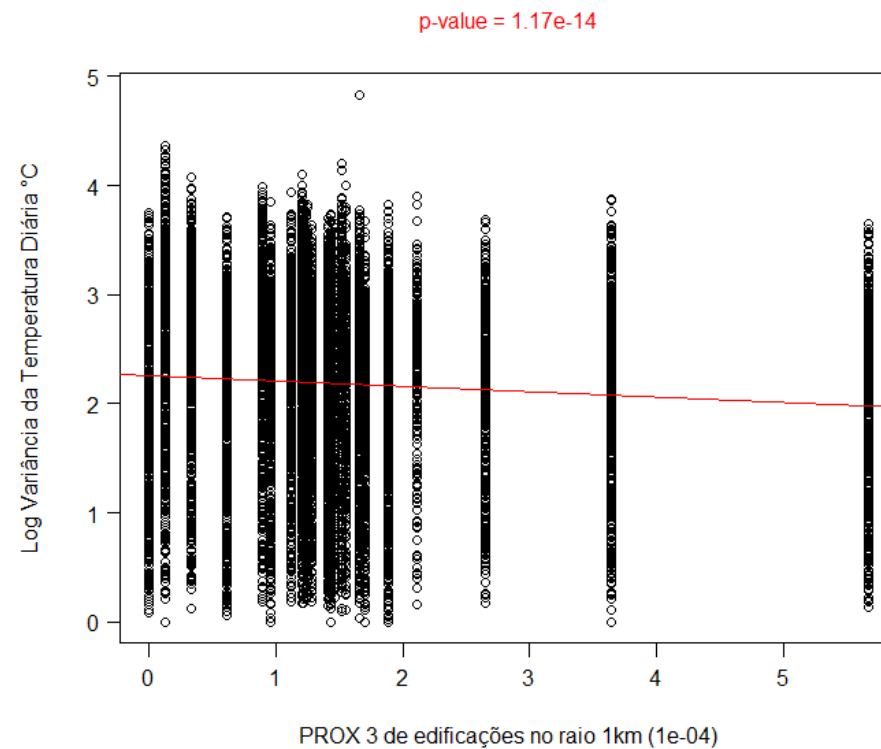
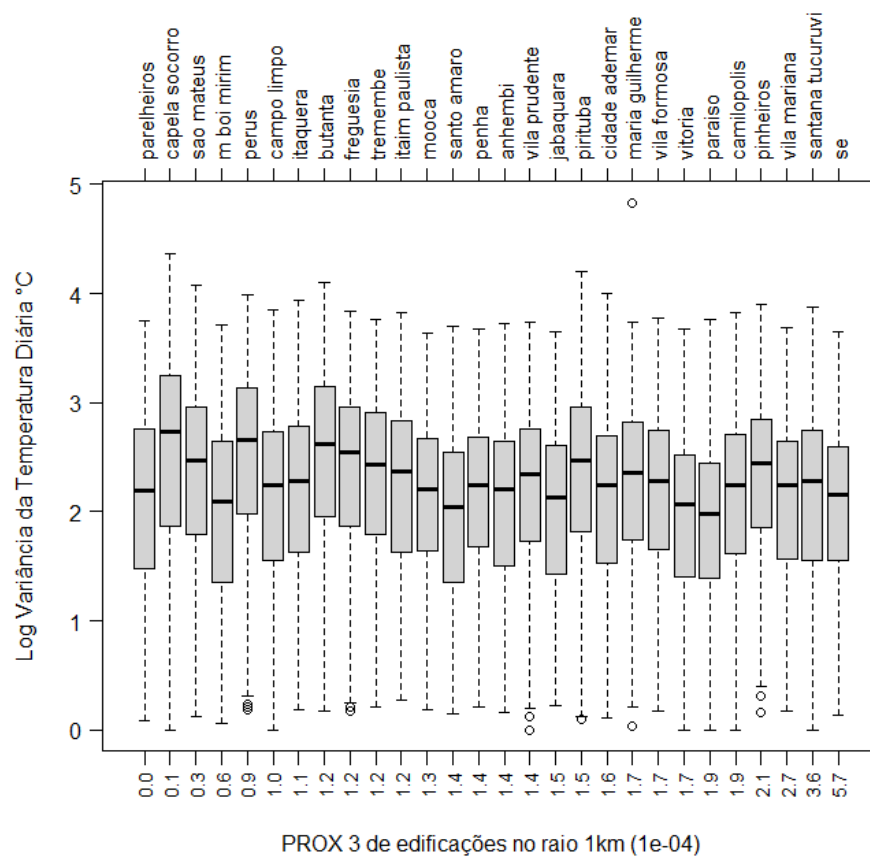


Figura E33 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 3 de edificações no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 3 de edificações no raio de 1 km.

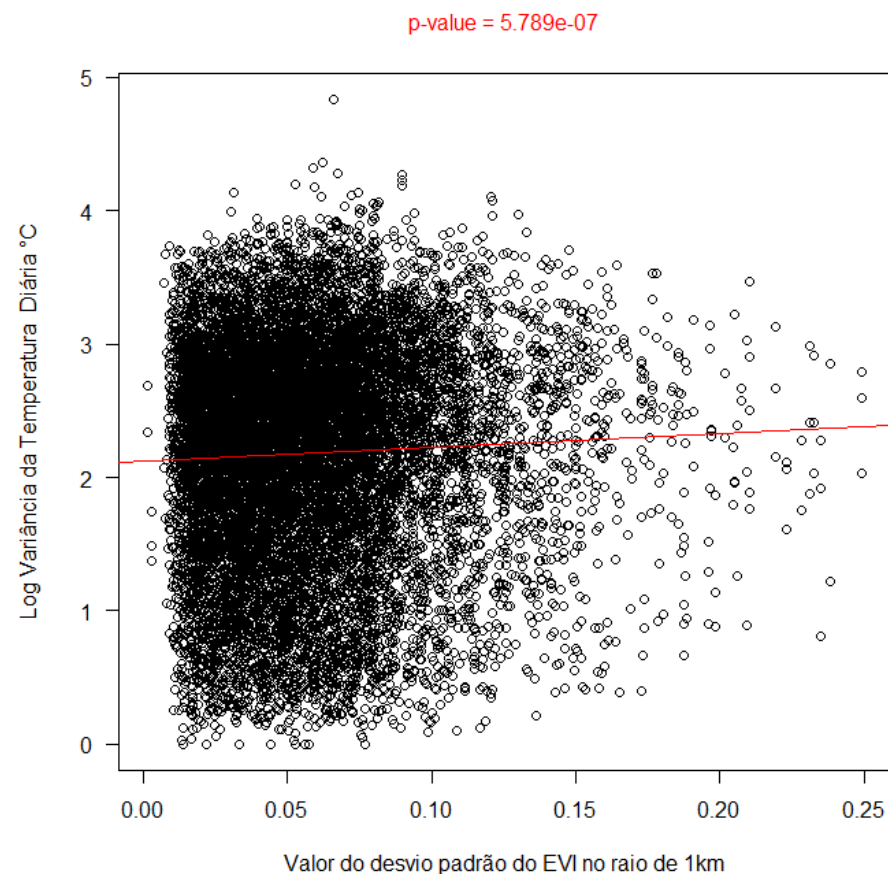
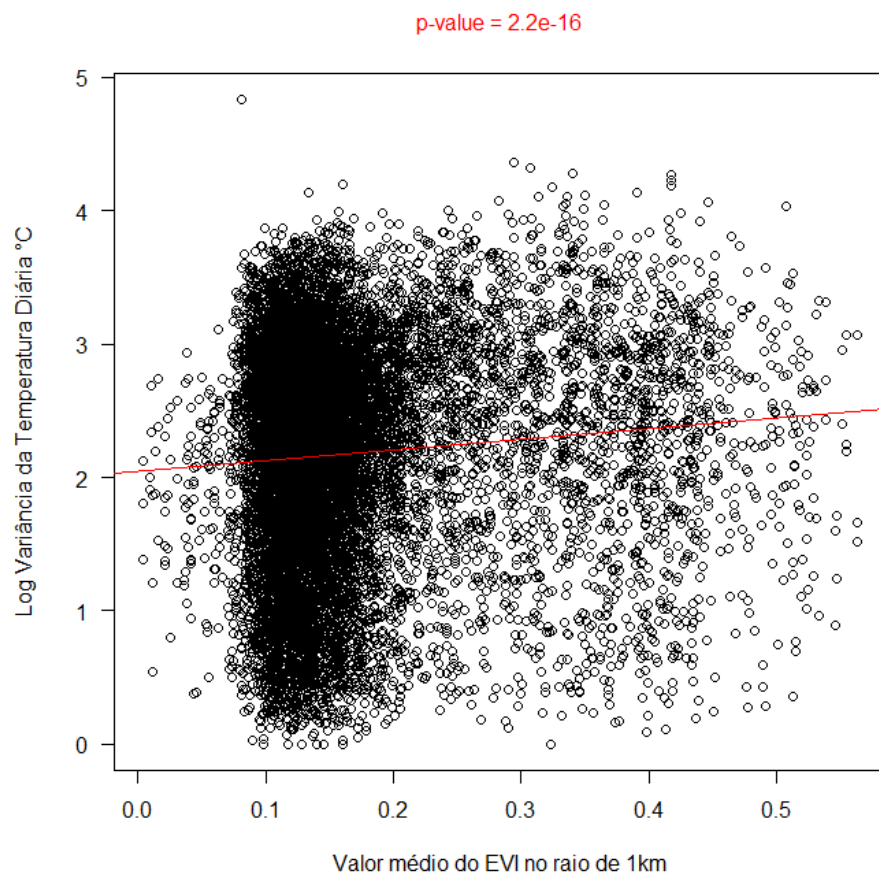


Figura E34 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função valor médio do EVI e o desvio padrão do EVI no raio de 1 km. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e valor médio do EVI no raio de 1 km (à esquerda) como também o logaritmo da variância da temperatura diária e o desvio padrão do EVI no raio de 1 km (à direita).

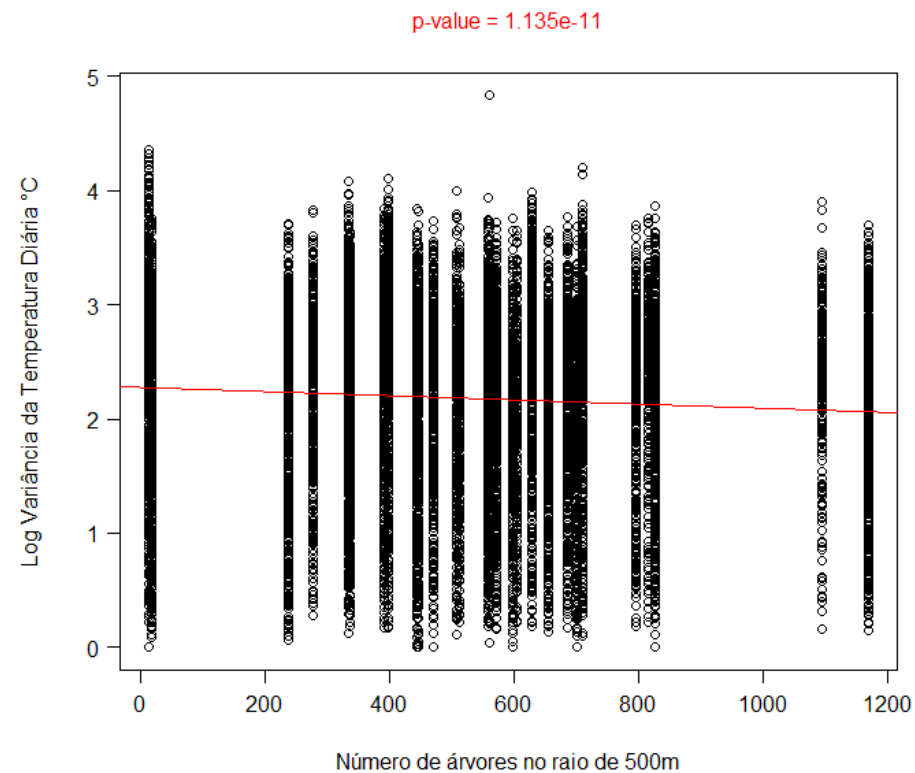
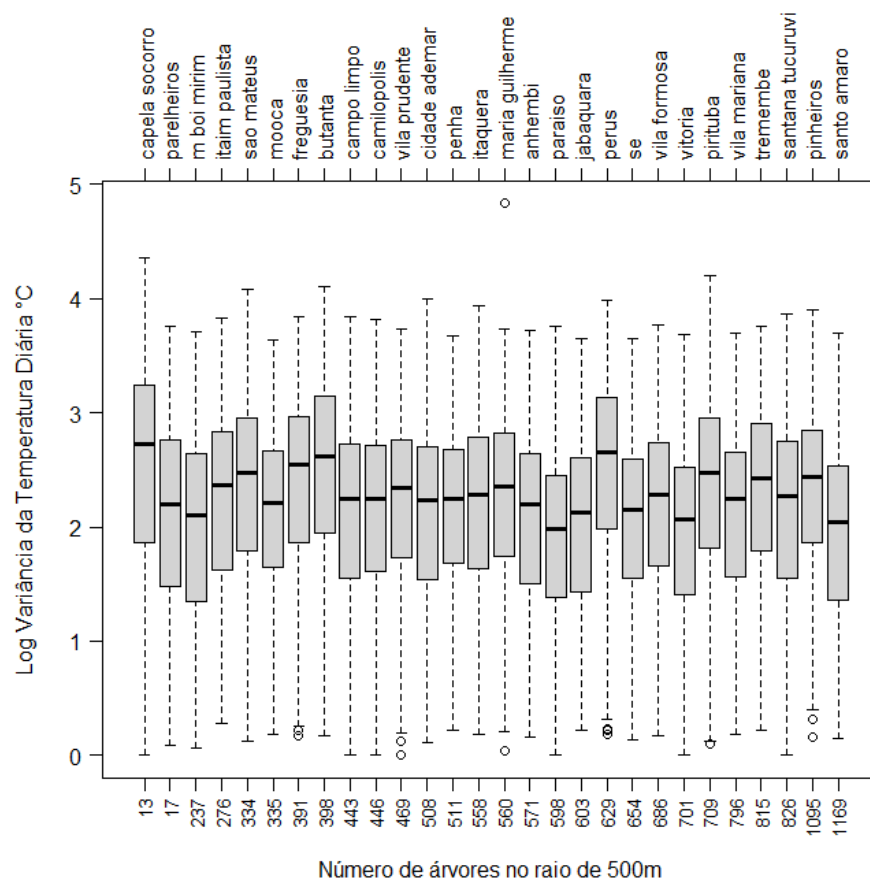


Figura E35 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do número de árvores no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o número de árvores no raio de 500 m.

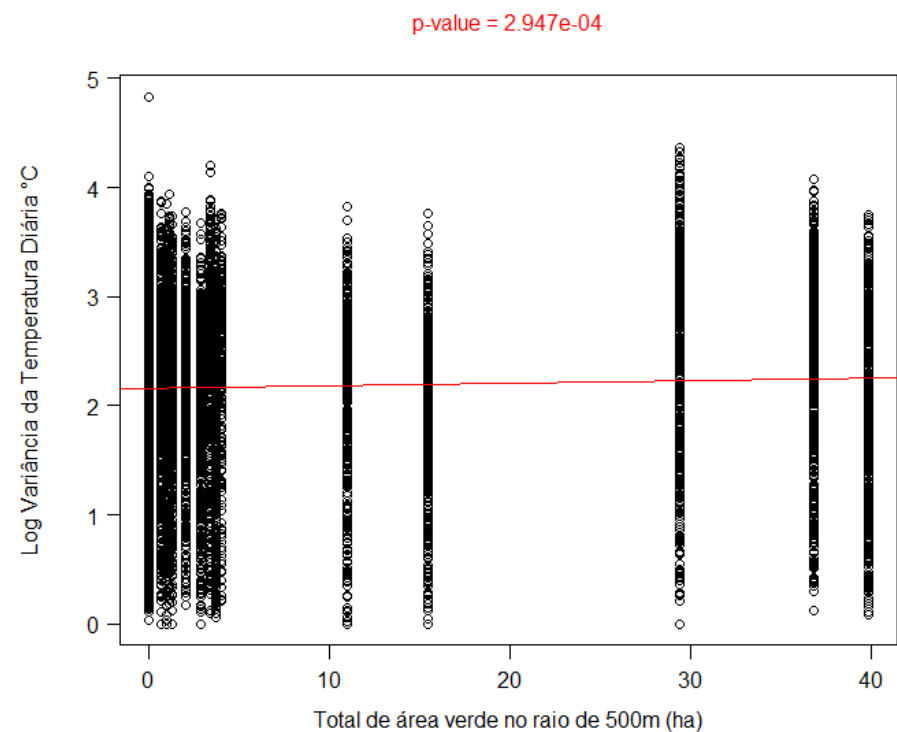
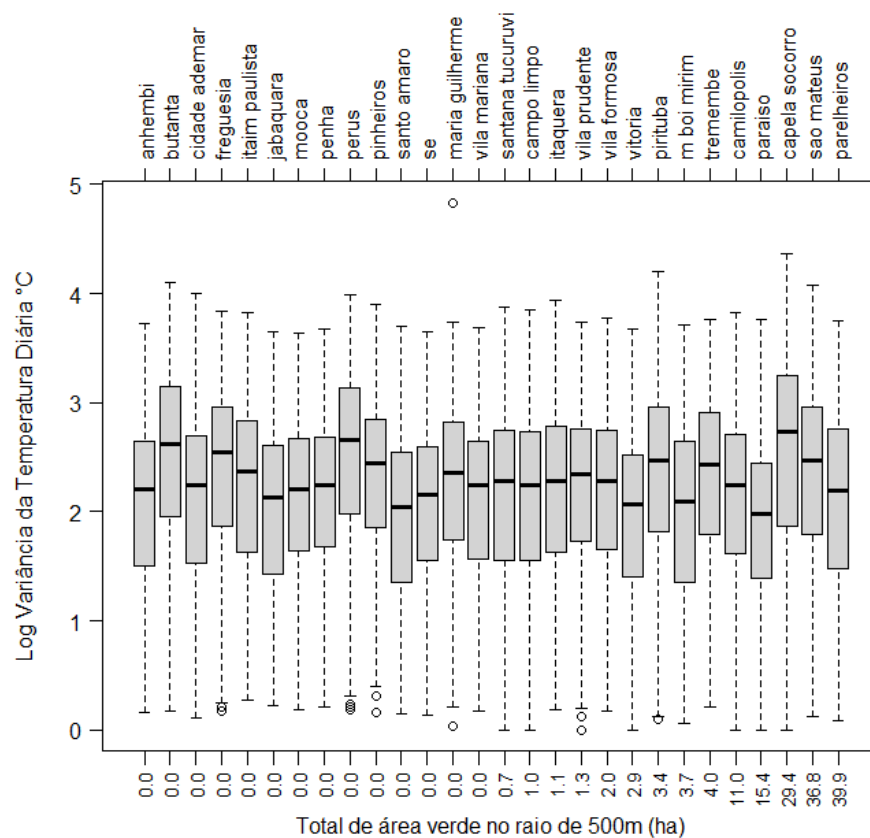


Figura E36 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do total de área verde no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o total de área verde no raio de 500 m.

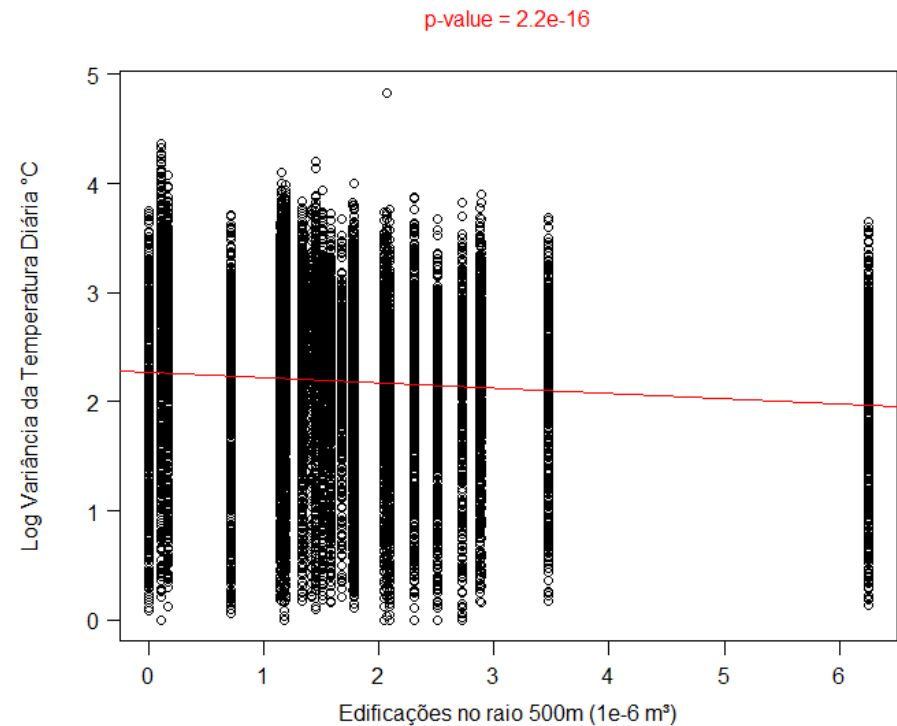
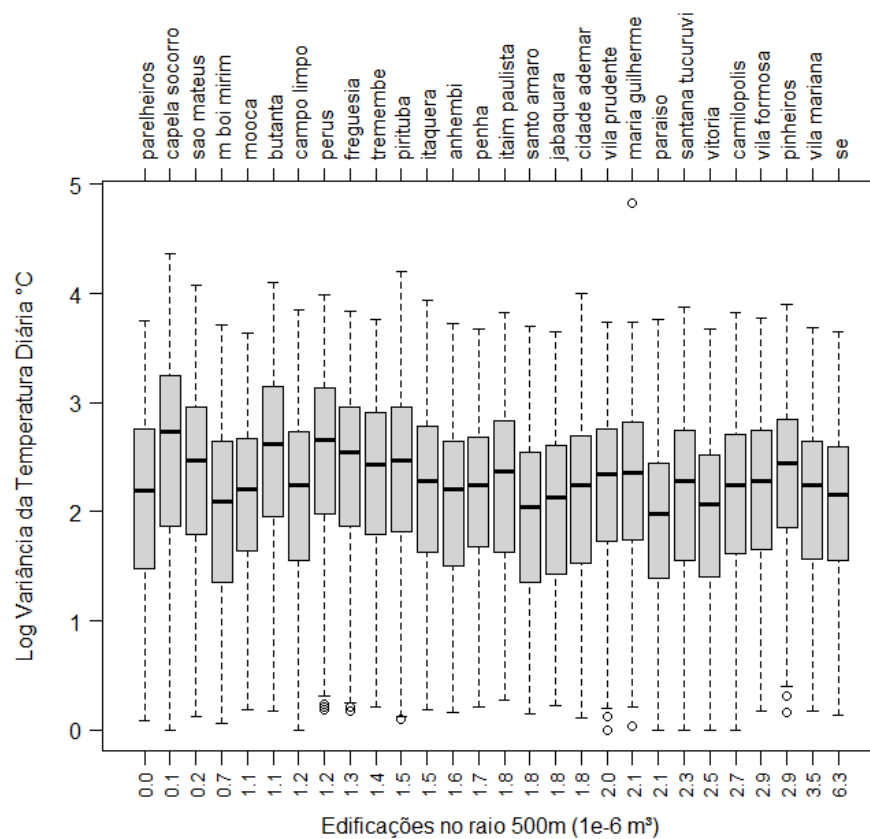


Figura E37 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do total de edificações no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o total de edificações no raio de 500 m.

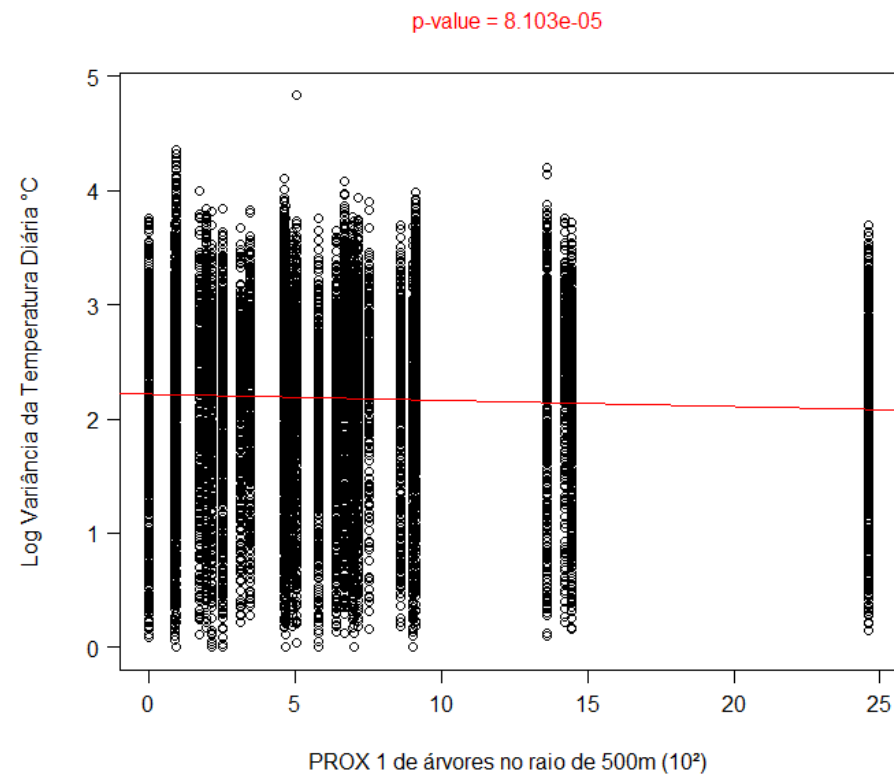
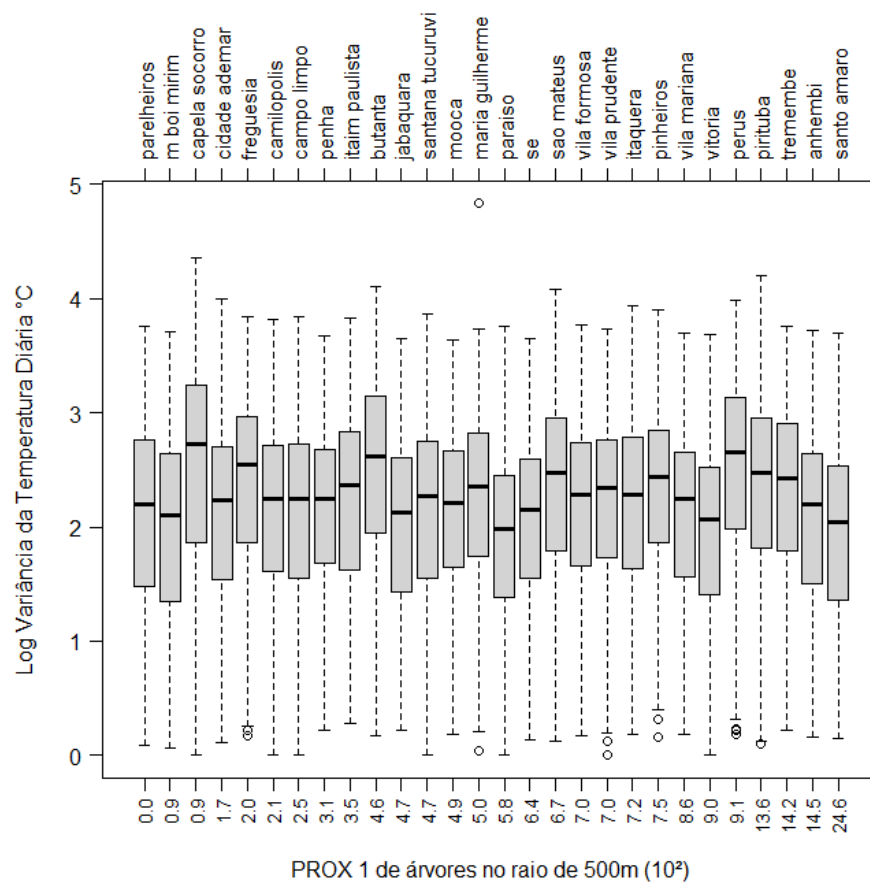


Figura E38 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de árvores no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 1 de árvores no raio de 500 m.

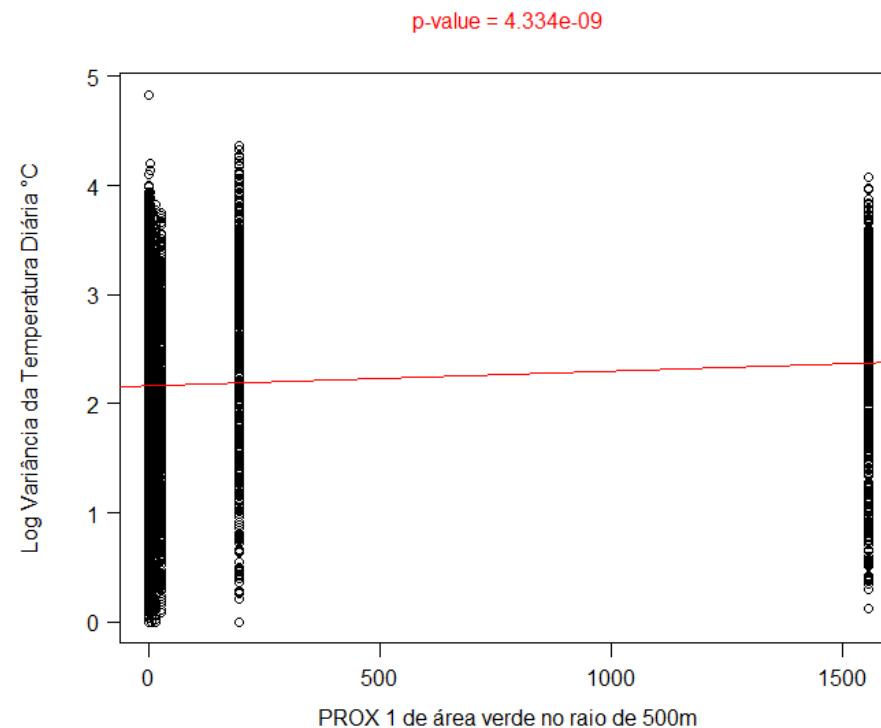
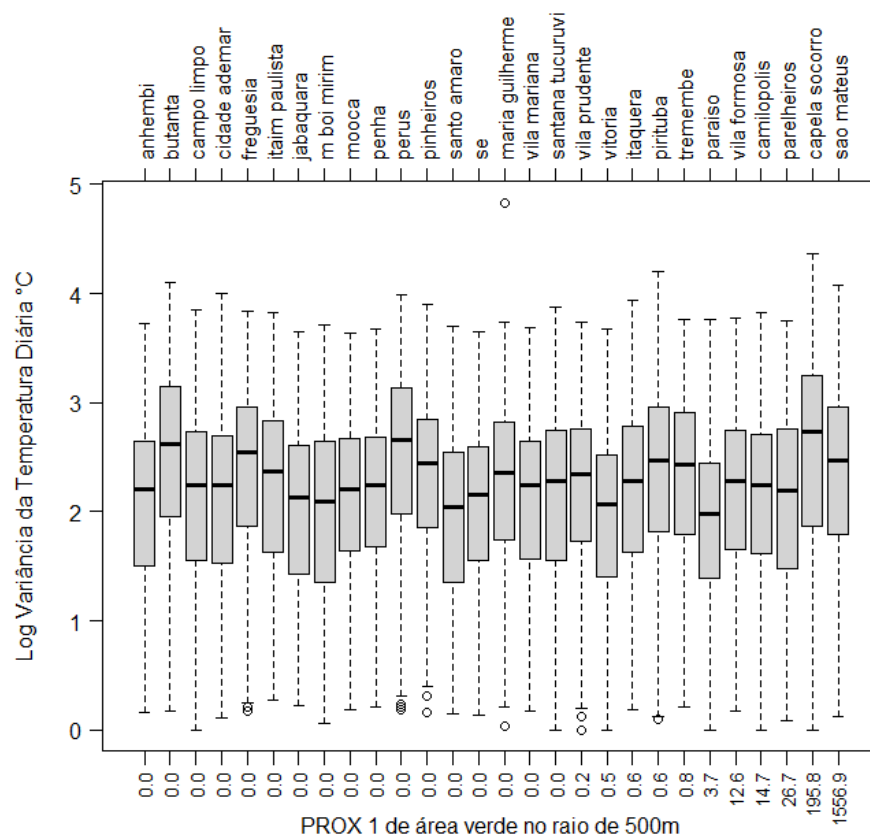


Figura E39 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de área verde no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 1 de área verde no raio de 500 m.

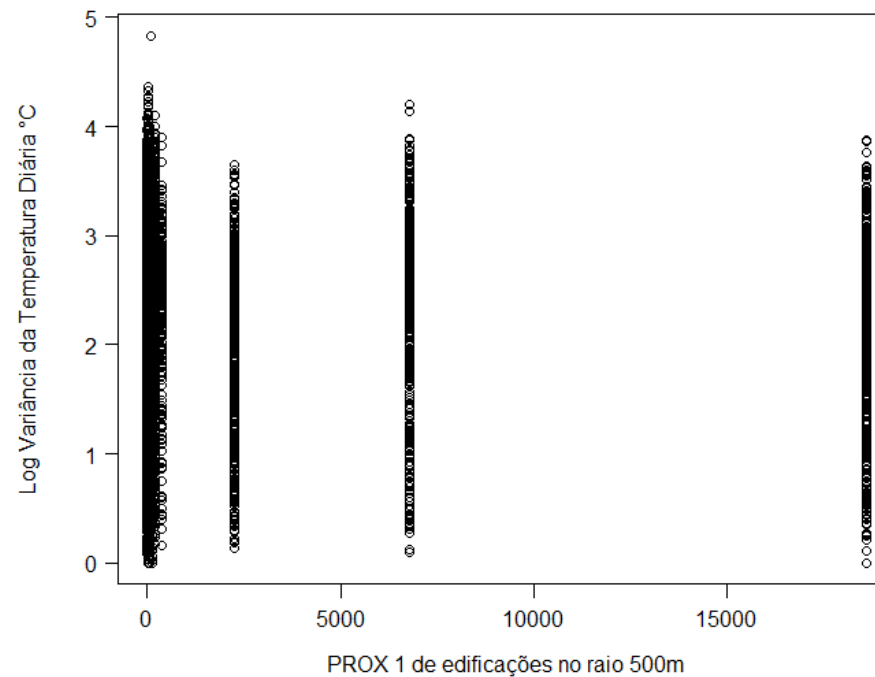
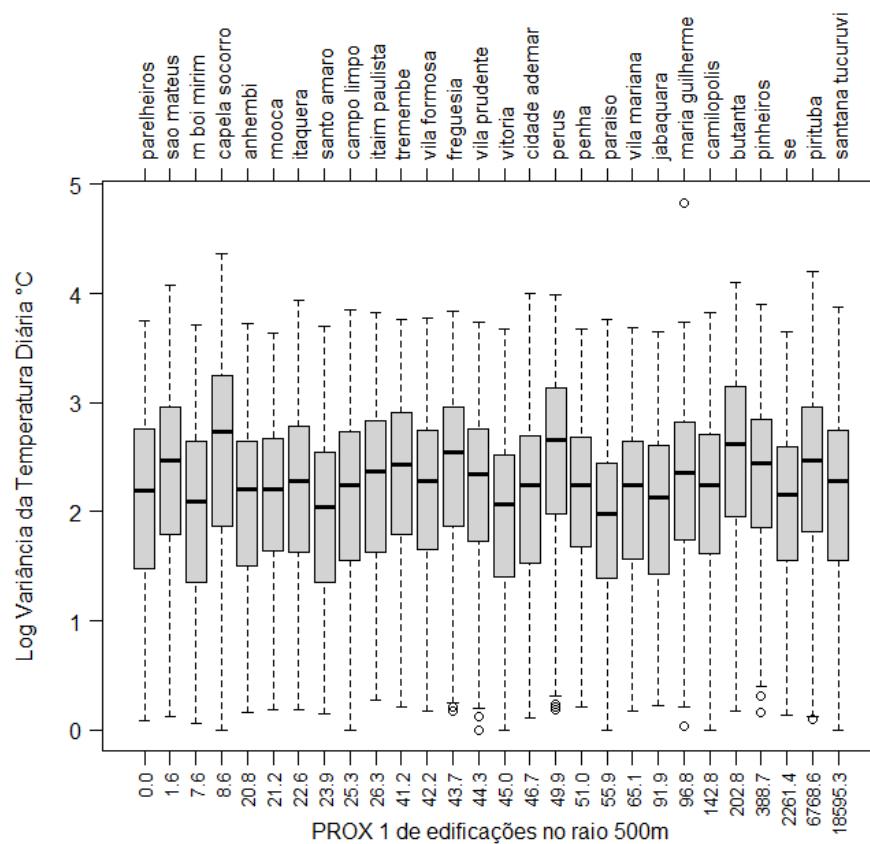


Figura E40 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 1 de edificações no raio de 500 m.

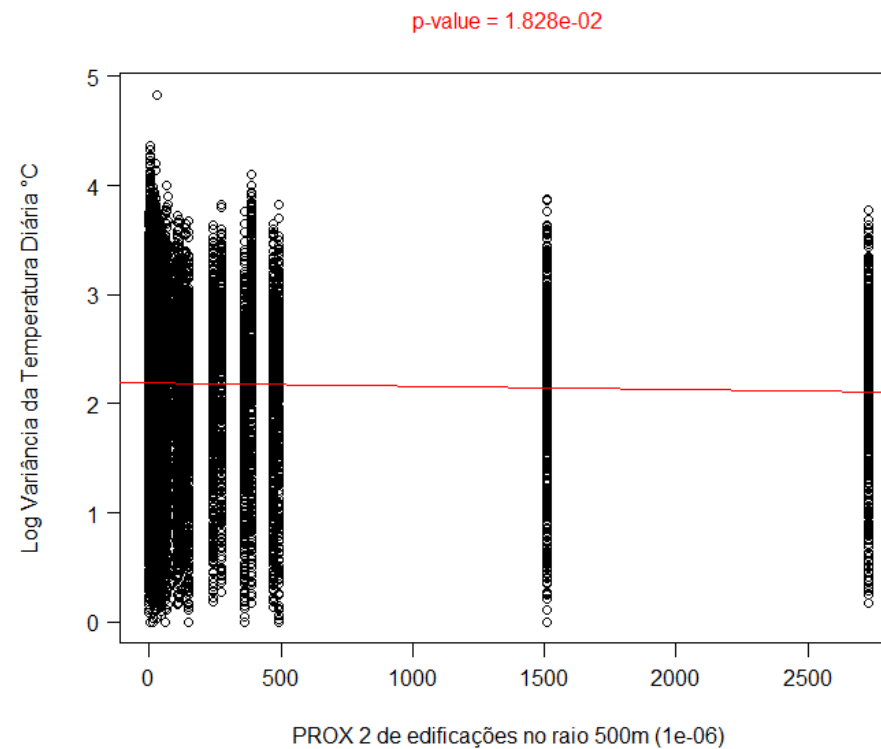
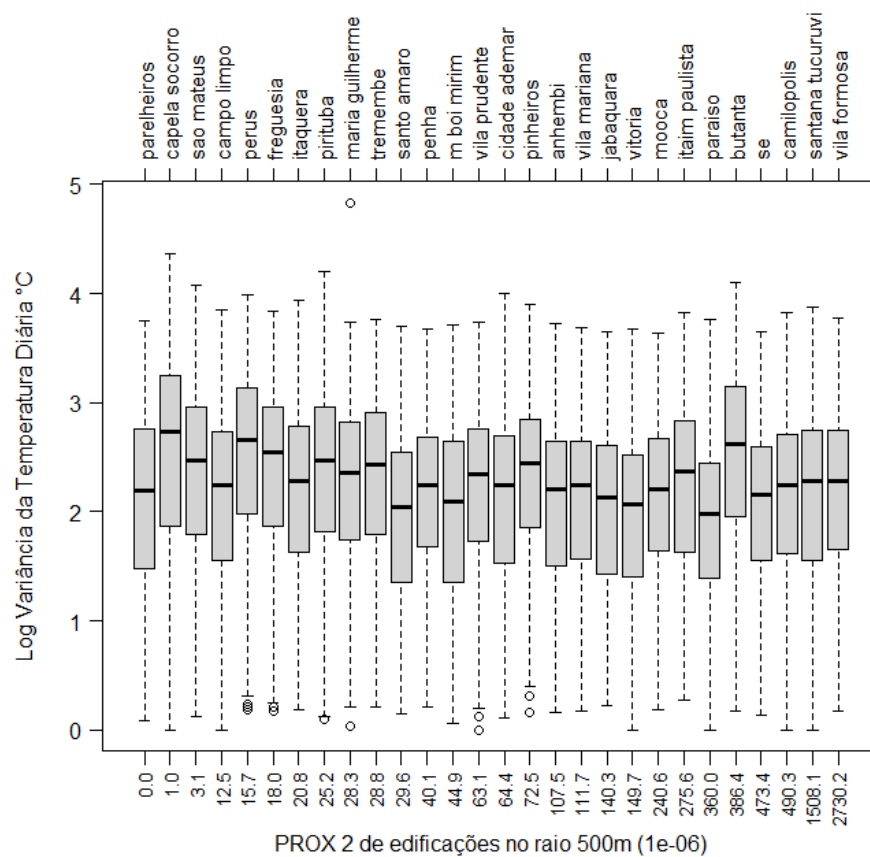


Figura E41 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 2 de edificações no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 2 de edificações no raio de 500 m.

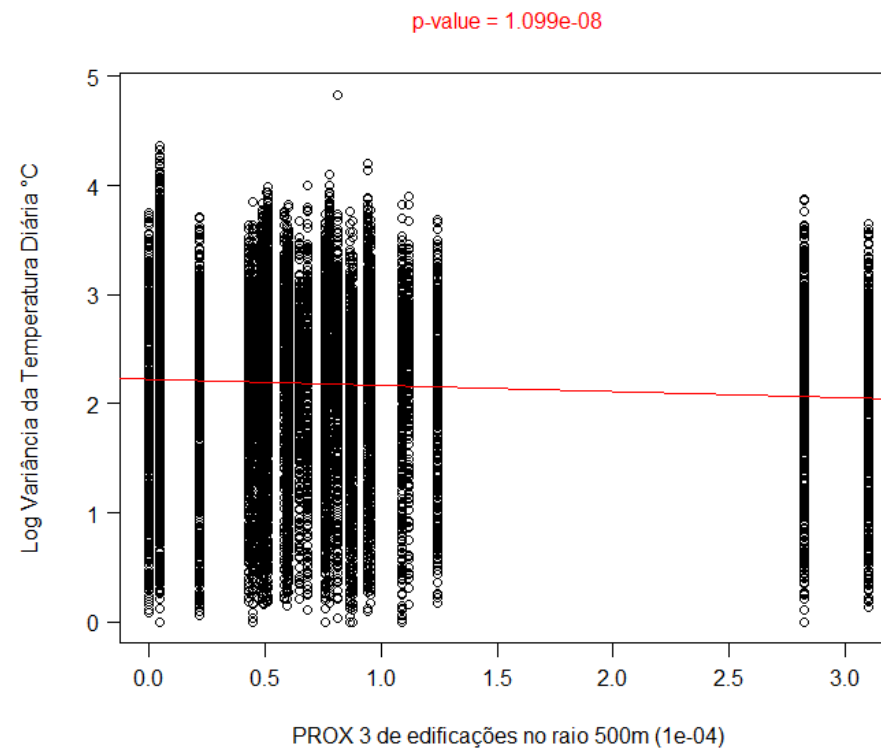
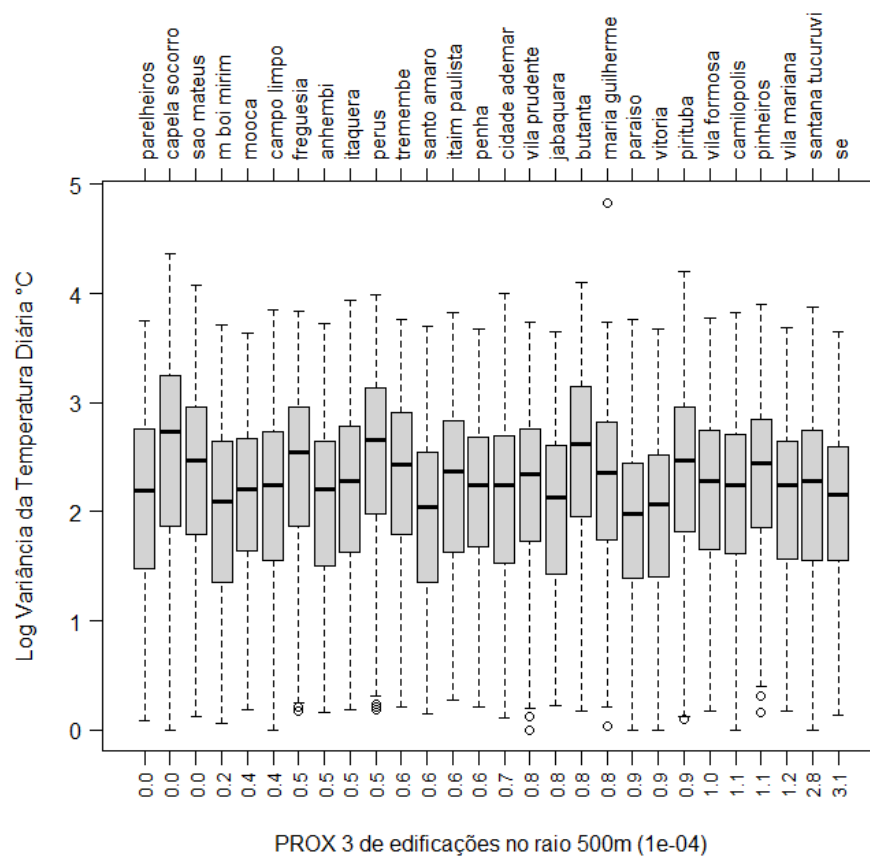


Figura E42 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do PROX 3 de edificações no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o PROX 3 de edificações no raio de 500 m.

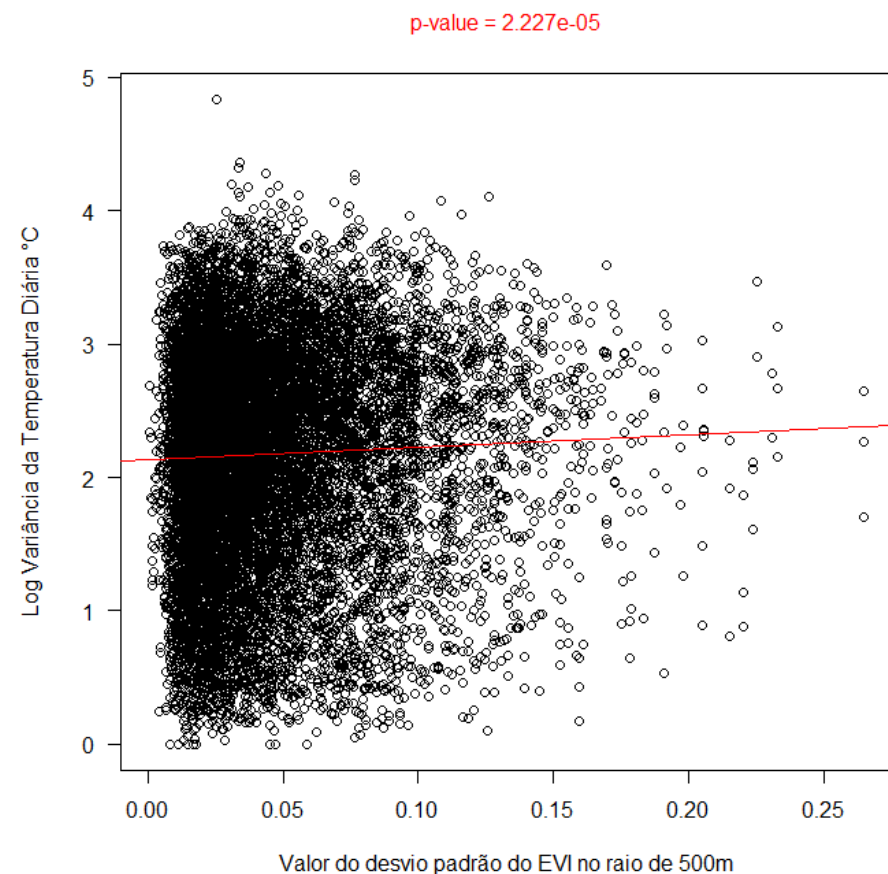
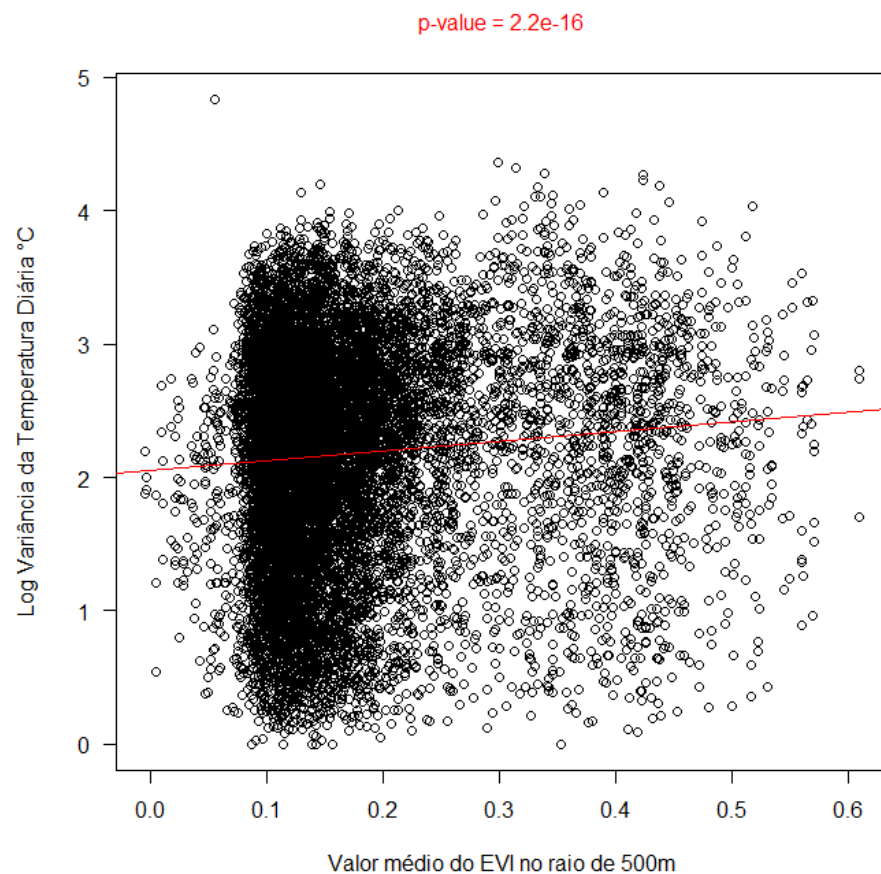


Figura E43 – Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do valor médio do EVI e do desvio padrão do EVI no raio de 500 m. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o valor médio de EVI no raio de 500 m (à esquerda) e o logaritmo da variância da temperatura diária e o desvio padrão do EVI no raio de 500 m (à direita).

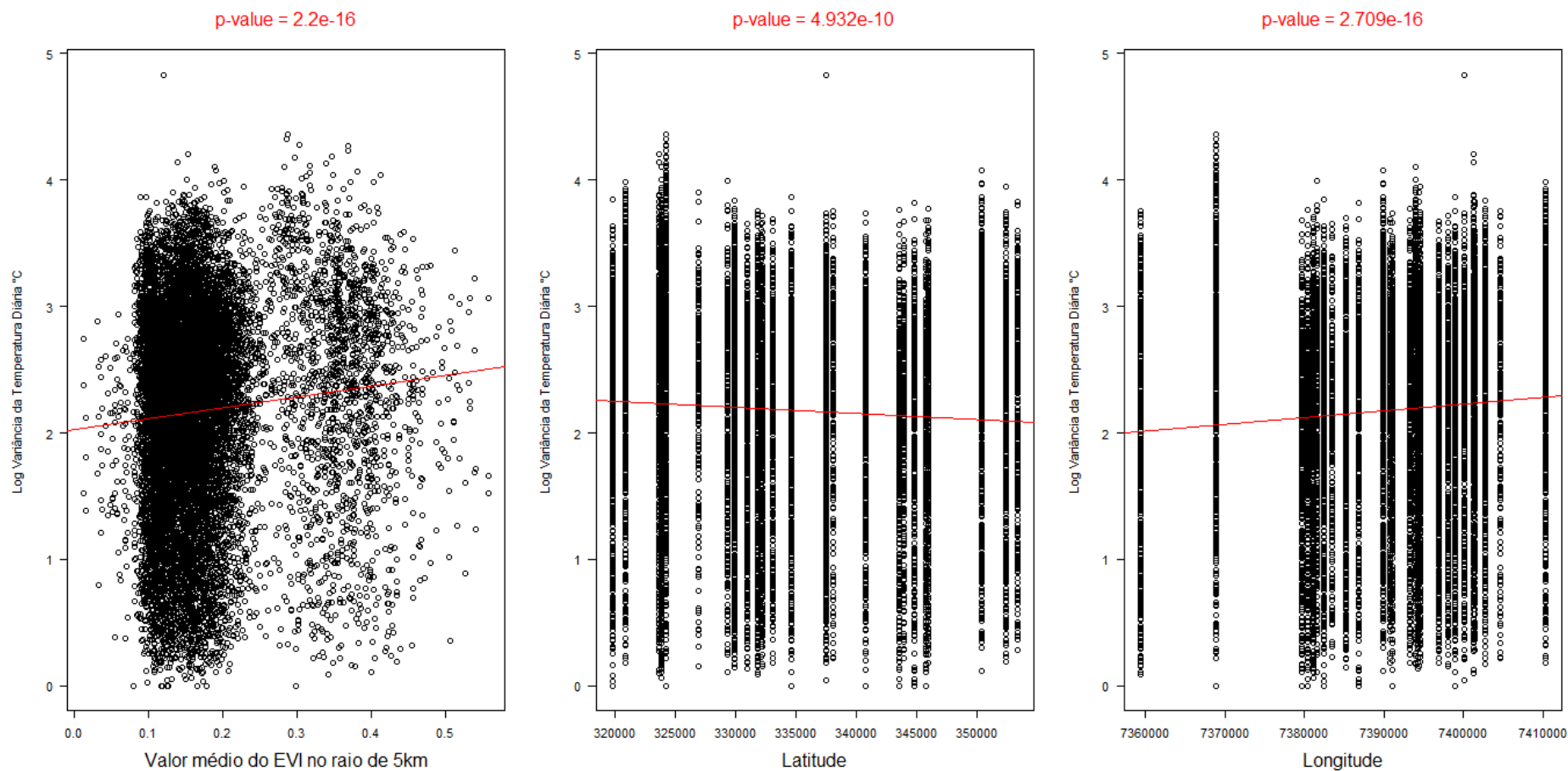


Figura E44– Resultado gráfico do logaritmo da variância da temperatura diária em função do valor médio do EVI no raio de 5 km, da latitude e longitude. Em vermelho estão apresentados o valor de p e a reta estimada pela regressão linear entre o logaritmo da variância da temperatura diária e o valor médio do EVI no raio de 5 km (à esquerda), o logaritmo da variância da temperatura diária e a latitude (ao centro) e o logaritmo da variância da temperatura diária e a longitude (à direita).