

Utilização de técnicas de análise espacial para a identificação de clusters residenciais dado o setor de ocupação

Tatiana Kolodin Ferrari

Divisão de Sensoriamento Remoto - DSR
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Caixa Postal 515 - 12227-010 - São José dos Campos - SP, Brasil
tatiana.ferrari@inpe.br

RESUMO

Os indivíduos ao escolher o seu local de residência nas cidades se deparam com uma complexa escolha, que vai influenciar a sua qualidade de vida e seu acesso as oportunidades. Entender os diferentes fatores que influenciam essas escolhas são importantes para um bom planejamento urbano e políticas públicas. Neste trabalho, procura-se investigar a influência do setor de ocupação sobre a forma de localização dos indivíduos no município de São Paulo. Para isto, técnicas de análise espacial foram utilizadas, permitindo a identificação de clusters sócio-ocupacionais.

Palavras-chave: Localização residencial. Autocorrelação espacial. Setor de ocupação.

1 INTRODUÇÃO

Os indivíduos ao escolher o seu local de residência nas cidades se deparam com uma complexa escolha, que vai influenciar a sua qualidade de vida, seu acesso as oportunidades e custos financeiros. A decisão de cada indivíduo acaba por criar estruturas residenciais diversas que geram uma heterogeneidade espacial. A identificação e forma dos mosaicos urbanos são importantes para um eficiente monitoramento e planejamento urbano.

Nas teorias de localização da escola neoclássica, apenas fatores como acessibilidade e custos são levados em conta nos modelos. Mas outros fatores importantes para a escolha residencial dos indivíduos foram sendo discutidos na literatura. Entre estes destacamos a questão ocupacional. Procuramos investigar neste trabalho se existe algum padrão de localização residencial dado o setor de atividade de emprego dos indivíduos.

A hipótese é que as pessoas tem preferências por residirem próximas aos locais de emprego, assim, se determinada fábrica e/ou empresa instala-se em determinado local, é de se esperar que os moradores da região estarão ligados a ela formando uma aglomeração de determinada atividade ocupacional. Além disso, a forma de ocupação determina o padrão de renda e conseqüentemente, este fator é levado em conta na escolha residência pela mecanismo de restrições financeiras da teoria neoclássica. Sendo assim, ocupações que proporcionam um nível de renda similar tenderiam a residir nas mesmas áreas. No mais, temos o efeito inverso, do local de residência gerar oportunidades de determinada ocupação, como ocorre muito em trabalhos que não exigem elevada qualificação e são adquiridos via indicação.

Assim, o objetivo é verificar a existência de aglomerações residenciais segundo o perfil dos moradores por atividade de emprego no município de São Paulo. Para isso, faz-se o uso de técnicas de análise espacial que permitem descrever e visualizar as distribuições espaciais globais e locais e a partir destas identificar a existência de clusters.

2 Referencial Teórico

2.1 Teorias da Localização

As decisões locacionais dos indivíduos envolvem uma série de fatores, que funcionam como forças de atração e repulsão dos indivíduos a determinados lugares. Como força de atração pode-se considerar todos os fatores que geram uma externalidade positiva para que o indivíduo ocupe determinado espaço, por exemplo, um bom acesso a serviços públicos e a rede de transportes. Já no caso as forças de repulsão estão ligadas as externalidades negativas, como por exemplo, local com alta criminalidade. A escolha locacional envolve uma série de decisões interconectadas, onde o indivíduo busca maximizar o seu bem estar.

As diferentes escolhas locacionais dos indivíduos geram agrupamentos heterogêneos que vão moldando a cidade de diferente e importantes formas. Entender estes padrões de localização, quais os fatores que influenciam na escolha residencial, são aspectos importantes na entendimento do funcionamento das cidades e para o planejamento urbano.

De acordo com a teoria econômica de maximização da utilidade, em sua escolha locacional os indivíduos se deparam com um trade-off entre as externalidades. Uma

das teorias mais populares para explicar a escolha locacional, mostra a busca de maximização levando-se em conta a relação existente entre a acessibilidade e preço da terra com o custo do deslocamento. Segundo esta, as pessoas querem residir nos locais com maior acessibilidade. Sendo os locais mais privilegiados e com maior demanda, o preço da residência tende a se elevar. Os indivíduos enfrentam restrições financeiras e dessa forma, devido ao preço estes locais se tornam inacessíveis a alguns indivíduos, que como alternativa buscam locais mais afastados onde o valor residencial é mais baixo. Mas nestes locais existe um custo de deslocamento que deve ser levado em conta. Dessa forma, as pessoas buscam balancear o valor residencial e seu custo de deslocamento, buscando maximizar a sua utilidade.

Uma das críticas feitas a essa teoria é a mesma feita a teoria econômica neoclássica que assume que os agentes possuem informação perfeita.

Além disso, Montgomery e Curtis (2006) chama a atenção para o fato dessa teoria ignorar outros fatores importantes para a escolha locacional. Além dos fatores econômicos, os padrões de localização residencial também são influenciados por fatores relacionados com o status econômico e qualidades residenciais.

Como alternativa a visão neoclássica, a economia urbana heterodoxa busca explicar as configurações residenciais a partir da ação dos indivíduos no mercado. Segundo Pontes, Paixão e Abramo (2011), nesta abordagem, o espaço residencial urbano é concebido como um conjunto de externalidades locais e a demanda por localização se dá pelas ‘externalidades de vizinhança’, tendo cada indivíduo o desejo de morar em áreas socioeconomicamente homogêneas.

Uma importante diferença deste enfoque para a abordagem de maximização de utilidade reside no fato que, a hipótese de racionalidade desta última gera uma tomada de decisão individual, já na visão heterodoxa, os atores urbanos levam em consideração as decisões dos demais atores na escolha locacional.

Por trás dessa teoria existe o que podemos chamar de convenção urbana, sendo um mecanismo de convergência das expectativas dos agentes que permite o surgimento de uma regularidade na estrutura urbana (PONTES, PAIXÃO e ABRAMO, 2011).

Em uma revisão sobre as teorias de localização Montgomery e Curtis (2006) chamaram a atenção para outros fatores importantes levando em conta pelas famílias em suas escolhas locacionais. Assim mostram que, além dos fatores econômicos, os padrões de localização residencial também são influenciados por fatores relacionados

com o status econômico e características de grupo e qualidades residenciais.

Gou e Bhat (2006), por exemplo, mostraram evidências de que as famílias tendem a se localizar em áreas com elevada proporção de famílias similares em estrutura e tamanho que as suas.

A questão que se coloca neste trabalho é se, existe um padrão de localização dos indivíduos dado a forma que estes se inserem no setor produtivo das cidades, isto é, se a ocupação tende a determinar o local de residência. A hipótese é que as pessoas tem preferências por residirem próximas aos locais de emprego, assim, se determinada fábrica e/ou empresa instala-se em determinado local, é de se esperar que os moradores da região estarão ligados a ela formando uma aglomeração de determinada atividade ocupacional. Além disso, fatores como renda dado o setor ocupacional e trabalhos sobre a forma de indicação podem ser fatores que levem a aglomerações por características sócio-produtivas.

3 Metodologia

3.1 Análise Espacial de Áreas

A análise espacial de áreas ocorre quando os valores dos dados espaciais estão associados a áreas ou zonas, representadas por polígonos. Segundo Bailey e Gatrell (1995) o principal interesse neste tipo de análise está em inferir se há alguma tendência ou padrão espacial nos valores dos atributos de um dado conjunto de áreas A_i .

Uma das etapas fundamentais consiste na simples análise exploratória dos dados, que ocorre por abordagens gráficas e descritivas com o objetivo de identificar propriedades espaciais dos dados. Nas subseções seguintes são descritas as principais ferramentas para análise de dados por área.

3.1.1 Matriz de Proximidade

A primeira questão que se coloca é como medir a proximidade espacial entre as áreas A_i . Assim, dado um conjunto de n áreas, precisa-se, através de algum critério, construir uma matriz W ($n \times n$), onde cada um dos elementos W_{ij} representa uma medida de proximidade entre A_i e A_j .

Existem diversos critérios para medir a proximidade entre áreas, como por exemplo: a distância entre os centróides, se os polígonos realizam fronteira, etc. Bailey e

Gatrell (1995) apontam que a medida utilizada para proximidade de áreas deve ser baseada no tipo de dado e em aspectos esperados de dependência espacial.

A matriz de proximidade espacial (W) é uma forma de se estimar a variabilidade espacial de dados de áreas, sendo muito utilizada principalmente devido a sua simplicidade. No entanto, a matriz não permite incorporar influências não recíprocas e desta forma viola o princípio de assimetria. Deve-se ter em mente que a maioria das relações espaciais ocorrem de maneira assimétrica.

3.1.2 Média Móvel Espacial

Uma forma simples de se explorar padrões e a tendência espacial dos dados consiste em calcular a média dos valores dos vizinhos. A estimativa é dada por:

$$\mu_i = \frac{\sum W_{ij}y_j}{\sum W_{ij}}. \quad (3.1)$$

3.1.3 Autocorrelação Espacial

Até o momento, as análises anteriores estimavam variações de primeira ordem, isto é, baseados nos valores médios. Outra forma de análise, consiste em trabalhar com as propriedades de segunda ordem, que são formas mais explícitas de se explorar a dependência espacial (BAYLE e GATRELL, 1995).

De acordo com Câmara et al. (2001), a autocorrelação espacial é uma medida de quanto o valor observado de um atributo numa região é independente dos valores desta variável nas localizações vizinhas.

As estimativas mais comumente utilizadas para medir a autocorrelação espacial são os índices global de Moran I e C de Geary e o local LISA.

O índice de Moran (I) mede a autocorrelação espacial através do produto dos desvios em relação à média ($y_i - \bar{y}$). A sua estimativa é dada por:

$$I = n \frac{\sum \sum W_{ij}(y_i - \bar{y})(y_j - \bar{y})}{(\sum (y_i - \bar{y})^2)}. \quad (3.2)$$

De uma forma geral, o índice de Moran presta-se a um teste cuja hipótese nula é de independência espacial; neste caso, seu valor seria zero. Valores positivos (entre 0 e +1) indicam para correlação direta e negativos, (entre 0 e -1) correlação inversa.

Para a validação do índice pode-se proceder com uma associação da estatística de teste à distribuição normal ou pela realização de um teste de pseudo-dignificância (CÂMARA et al.,2001).

Ramos (2002) mostra a importância dessa estatística para o estudo de áreas intra-urbanas, uma vez que, ao investigar as configurações de associação espacial é possível inferir como determinadas características geográficas se distribuem no espaço, se há concentrações ou tendências que possam revelar elementos territoriais estruturais.

No caso o índice C de Geary procura-se analisar a autocorrelação espacial através da diferença quadrática entre os pares, sendo estimado por:

$$C = \frac{(n - 1) \sum \sum w_{ij} (y_i - y_j)^2}{(\sum (y_i - Y)^2 (\sum \sum W_{ij}))} \quad (3.3)$$

Os índices de Moran I e C de Geary são indicadores globais que retornam apenas um único valor de associação espacial para o conjunto todo de dados. No entanto, podemos estar interessados em obter valores específicos para cada área do conjunto de dados. Neste caso, é necessário utilizar indicadores de associação espacial local, que produzem um valor específico para cada área, permitindo a identificação de agrupamentos de áreas com atributos semelhantes (clusters) e objetos anômalos (outliers).

Utilizando o cálculo de I de Moran só que os desvios sendo calculados em relação à média, temos uma forma de computar o índice local que é chamado de índice LISA (Local Indicators of Spatial Association). Assim, formalmente temos:

$$I_i = \frac{z_i \sum W_{ij} Z_j}{\sum Z_i^2} \quad (3.4)$$

Nesta estatística, valores altos indicam alta associação espacial, tanto para polígonos com presença ou sem a presença do atributo. Valores baixos indicam uma variação do atributo do polígono em relação aos seus vizinhos, não tendo portanto, relação espacial.

O índice Lisa pode ser representado pelo LISAMap, em que os valores indicados por zero são os que não possuem significância, os valores 1 são aqueles com p-valor de 0,05%, os valores 2 tem p-valor de 0,01% e os valores 3 possuem alta significância, com p-valor de 0,001%.

3.1.3.1 Diagrama de Espalhamento de Moran

Uma ferramenta de visualização importante para identificar padrões da autocorrelação espacial é o mapa de espalhamento de Moran.

Conforme nos mostra Ramos (2002), a ideia é comparar a distribuição espacial de uma variável com a média local de sua vizinhança, os valores são normalizados. Com isso, o mapa de espalhamento de Moran classifica as zonas segundo quatro regimes espaciais:

- Quadrante 1 (Q1) - alto-alto: áreas com associação espacial positiva;
- Quadrante 2 (Q2) - baixo-baixo: associação espacial negativa, valor negativo e média local negativa;
- Quadrante 3 (Q3) - alto-baixo: valor positivo e média local negativa;
- Quadrante 4 (Q4) - baixo-alto: valor negativo e média local positiva.

Os Q3 e Q4 podem ser entendidos como zonas de transição ou de não estacionariedade do atributo.

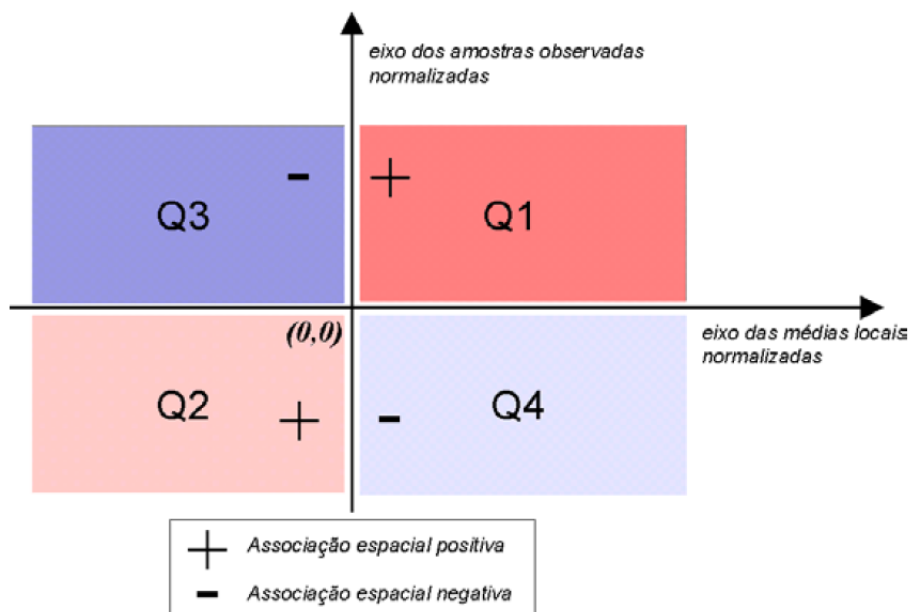


Figura 3.1 - Diagrama de espalhamento de Moran.

A partir desse diagrama é possível construir o Box Map, que permite a visualização de cada área de acordo com a sua classificação.

3.2 Base de Dados

O presente trabalho busca identificar a existência de aglomerações de indivíduos dado sua situação ocupacional no município de São Paulo. A hipótese é que dado a localização dos empregos, a similaridade de renda e as interações sociais os indivíduos com profissões similares tendem a ter preferências parecidas e a se localizar próximos um dos outros.

Os dados foram adquiridos através dos microdados do Censo Demográfico 2010, divulgado pelo Instituto Brasileiro de Geografia. O Censo Demográfico é uma pesquisa que abrange toda a população e os domicílios do território nacional, sendo a principal fonte de dados sobre as características demográficas e socioeconômicas da população brasileira. Utilizou-se como recorte territorial as áreas ponderação, que são definidas como sendo uma unidade geográfica formada por um agrupamento de setores censitários, para a aplicação dos procedimentos de calibração das estimativas com as informações conhecidas para a população como um todo (IBGE).

Para a situação ocupacional foi utilizado os dados das pessoas com 10 anos ou mais de idade, ocupadas na semana de referência, por seção de atividade do trabalho principal. Os dados do Censo dividem a seção de atividades em 22 ocupações, estas foram agrupadas conforme a Tabela 3.2, obtendo-se assim 10 setores de ocupação para análise. Além disso, observou-se também a presença de aglomerações de desempregados e conforme o rendimento domiciliar per capita.

4 Aplicação e Resultados

Conforme abordado na seção anterior, a especificação da matriz de vizinhança é uma parte importante da análise, uma vez que representa a extensão das interações espaciais e das externalidades.

No software TerraView, a matriz de proximidade espacial pode ser construída baseada na continuidade dos polígonos, pela especificação de uma distância ou estabelecendo-se o número de vizinhos mais próximos (k-nearest). Os três métodos apresentam vantagens e desvantagens.

Neste estudo, estamos trabalhando com as áreas de ponderação do município de

Setores de Atividade conforme o Censo Demográfico (IBGE, 2010)	Agrupamento utilizado
Agricultura, pecuária, produção florestal, pesca e aquicultura	Setor primário
Indústrias extrativas	Setor primário
Indústrias de transformação	Indústria de transformação
Eletricidade e gás	Serviço Industrial de Utilidade Pública
Água, esgoto, atividades de gestão de resíduos e descontaminação	Serviço Industrial de Utilidade Pública
Construção	Construção
Comércio; reparação de veículos automotores e motocicletas	Comércio; reparação de veículos automotores e motocicletas
Transporte, armazenagem e correio	Serviço
Alojamento e alimentação	Serviço
Informação e comunicação	Serviço
Atividades financeiras, de seguros e serviços relacionados	Serviço
Atividades imobiliárias	Serviço
Atividades profissionais, científicas e técnicas	Serviço
Atividades administrativas e serviços complementares	Serviço
Administração pública, defesa e seguridade social	Administração pública, defesa e seguridade social
Educação	Educação e Saúde
Saúde humana e serviços sociais	Educação e Saúde
Artes, cultura, esporte e recreação	Outras atividades
Outras atividades de serviços	Serviço
Serviços domésticos	Serviços domésticos
Organismos internacionais e outras instituições extraterritoriais	Outras atividades
Atividades maldefinidas	Outras atividades

Figura 3.2 - Definição dos setores ocupacionais para análise a partir do agrupamento das seções de atividades do Censo Demográfico, IBGE, 2010.

São Paulo, em que os polígonos possuem uma alta heterogeneidade, tanto em forma como tamanho. Devido a este fato, ao se utilizar uma matriz baseada em distância, teremos uma matriz de pesos não constante e números de vizinhos bastante díspares entre os polígonos. Por exemplo, no município de São Paulo a distância mínima a ser considerada para que todos os polígonos tenham pelo menos 1 vizinho é de 8,5km. Com esta distância temos uma matriz, em que alguns polígonos tem 171 vizinhos, enquanto o outro apenas 1.

Para tentar resolver esse problema, podemos especificar o mesmo número de vizinhos para todos os polígonos através da abordagem k-nearest. No entanto, a matriz gerada por esta abordagem não é simétrica, isto é, um determinado polígono i pode ser vizinho de j , mas j pode não ser vizinho de i .

A matriz de proximidade espacial gerada por continuidade também apresenta heterogeneidade no número de vizinhos, mas de grau bem menor que na matriz de distância. No presente estudo, o número máximo de vizinhos em polígono foi de 12 e número mínimo 1. Além disso, a distância de certas áreas pode estar afetando a

decisão de localização dos agentes, mesmo que estes polígonos não seja contínuos, sendo que tal fato não é capturado por esta matriz.

Conforme aponta Feng (2008), não existe um teste formal para decidir qual a melhor matriz de distância a ser utilizada, sendo a escolha mais uma arte do que ciência.

Ponderando as vantagens e desvantagens de cada método, optou-se pela utilização da matriz de contiguidade, conforme representada na Figura 4.1.

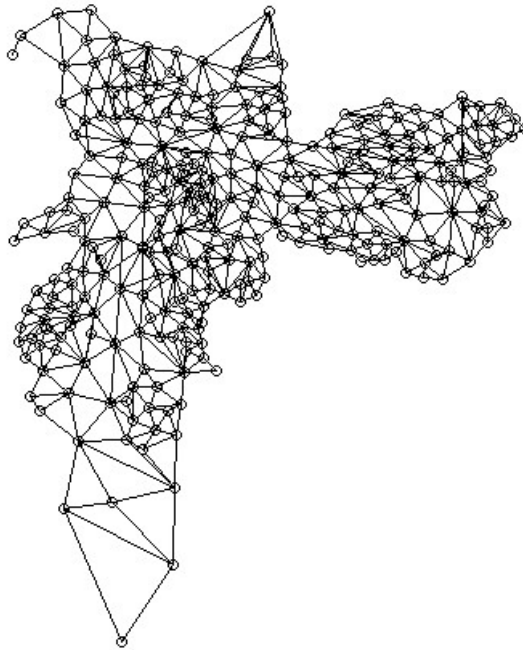


Figura 4.1 - Representação da Matriz de Vizinhança por Contiguidade.

Cabe notar ainda que o município de São Paulo sofre influência dos municípios vizinhos, ainda mais sendo a Região Metropolitana de São Paulo bastante conurbada. Assim, estamos perdendo a influência destes nos polígonos de borda.

A primeira parte de análise consistiu na obtenção para cada variável dos índices de autocorrelação espacial e de valores de estatística clássica, para se medir a posição e dispersão das variáveis. Os resultados apresentados na Tabela 4.2, pelo índice de Moran, mostram a existência de autocorrelação espacial positiva em todas as variáveis.

Como era de se esperar a variável de renda domiciliar per capita apresentou uma

Variável	Mínimo	Máximo	Média	Desvio	
				Padrão	I Moran
Renda Domiciliar per capita	346.93	8526.2	1545.30	1549.04	0.7894
Desempregados	1.79	14.76	7.45	2.68	0.6261
Primário	0	17.03	0.44	1.03	0.2373
Transformação	3.23	23.4	11.34	4.08	0.6924
Serviço Público de Utilidade					
Pública	0	2.7	0.69	0.44	0.206
Construção Civil	0.84	20.26	5.38	3.02	0.6214
Comércio	7.12	35.73	17.36	3.81	0.5235
Serviços	17.69	48.23	30.63	5.3	0.7036
Administração Pública	0.27	10.32	2.99	1.5	0.5477
Educação e Saúde	3.27	25.29	10.55	3.66	0.5624
Doméstico	1.87	22.99	6.75	3.53	0.6458
Outros	6.91	23.12	13.82	2.85	0.2206

Figura 4.2 - Índice de I Moran e estatísticos para os atributos.

alta autocorrelação espacial, I Moran de 0.78, com significância de 0.001. Os índices estatísticos mostram um alto desvio padrão (1549.04), tendo áreas com renda per capita de 346.93 reais e outra com 8526.20 reais. Esse desvio é acompanhado claramente por um padrão espacial com domicílios com renda domiciliar per capita mais elevada se localizando próximos um dos outros na região central de São Paulo, e tendo uma diminuição dos valores de renda ao longo das bordas. Tal padrão é apresentado no mapa temático da Figura 4.4, assim como a tendência espacial da variável dado pela média móvel.

Outra variável interessante de ser analisada e que apresenta alta correlação espacial, diz respeito ao percentual de desempregados nas áreas de ponderação. Um primeiro olhar pela Figura 4.4 nos mostra que as bordas apresentam áreas mais similares que o centro, com taxas maiores, principalmente na região leste do município. Na Tabela 4.2, observou-se esse padrão pela alta correlação espacial (0.62 índice de I Moran).

Entre os setores de ocupação, as maiores correlações espaciais se deram nos setores de serviços, transformação e trabalho doméstico, com índices de I de Moran de 0.70, 0.69 e 0.64, respectivamente. O setor de serviços possui o maior número de empregados na região de São Paulo, tendo uma média de 30.63% dos residentes das áreas de ponderação trabalhando neste setor. No entanto, a maior aglomeração ocorre no centro do município (Figura 4.4), onde também estão localizados a maior parte dos empregos do setor. Já, os setores de transformação apresentam uma concentração dos seus empregados na zona leste do município e o trabalhadores domésticos estão concentrados na parte sul (Figura 4.4).

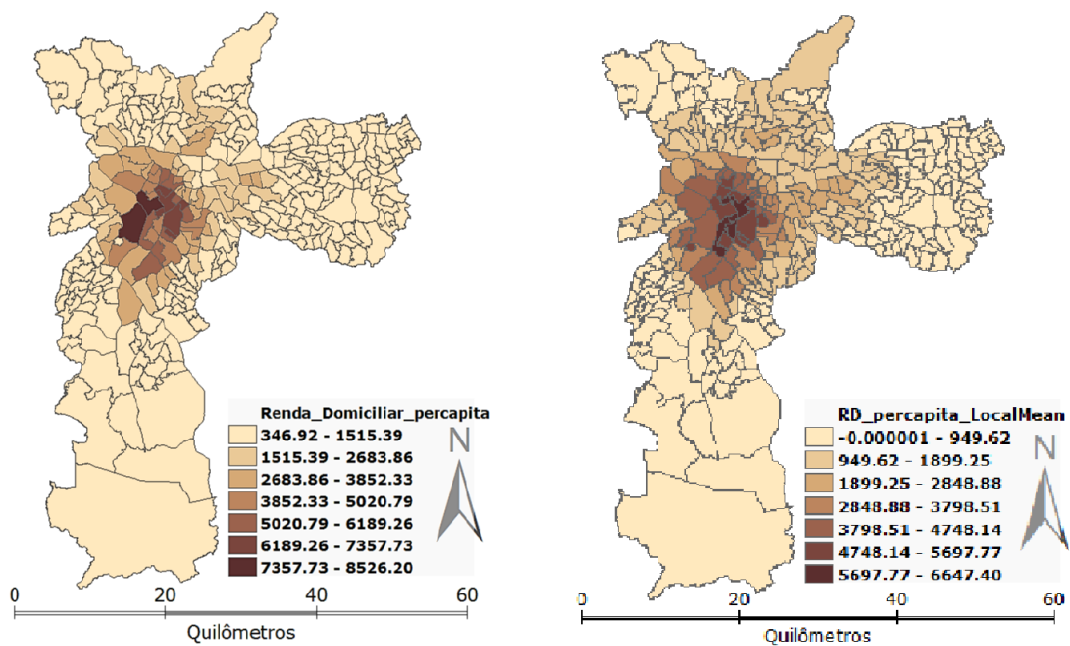


Figura 4.3 - Mapa cloropédico da variável renda domiciliar per capita e mapa da representação da média móvel.

Apesar de todos os setores de ocupação apresentarem correlação espacial positiva, essa correlação foi baixa nos empregos de serviços industriais de utilidade pública, em outros empregos e do setor primário. Devido a baixa correlação apresentada esses setores ocupacionais foram tirados das análises restantes.

A fim de identificar as aglomerações espaciais (clusters) e zonas de transições procedeu-se com a aplicação do índice local de associação local - LISA.

A primeira análise consistiu na identificação de clusters e zonas de transição pelo Diagrama de Espalhamento de Moran, representado em Box Map na Figura 4.6.

Conforme explicado na subseção 3.1.3.1, os quadrantes Q1 e Q2 relacionam os municípios com valores superiores e inferiores à média, respectivamente.

A região central do município registrou um cluster de elevada renda domiciliar per capita e ao mesmo tempo de baixo desemprego. O contrário ocorre na periferia do município, em que apresenta um cluster de desemprego acima da média e também uma região com valores de renda domiciliar per capita menores.

Com relação a localização dos trabalhadores dado o seu setor de ocupação, observou-se uma semelhança na formação de cluster ocupacional dos trabalhadores da constru-

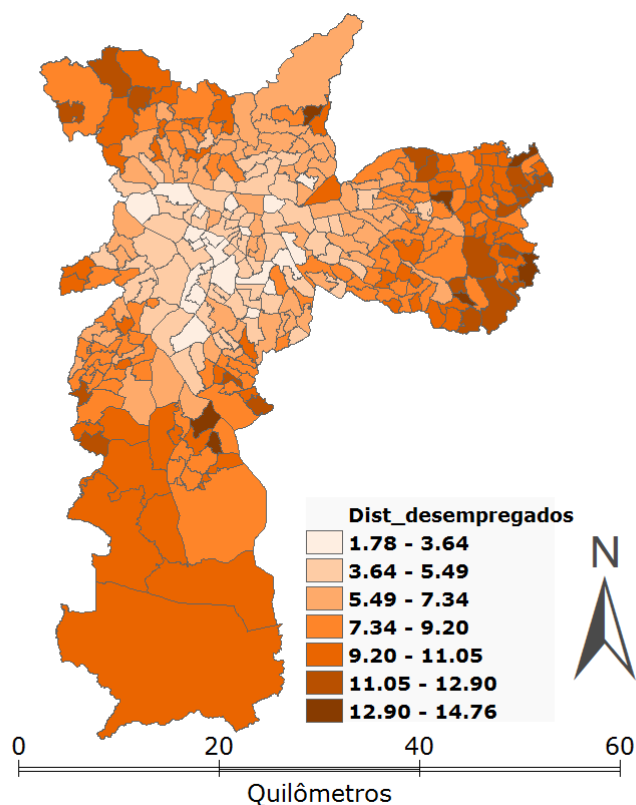


Figura 4.4 - Mapa da distribuição dos desempregados nas áreas de ponderação.

ção civil e de serviço doméstico. Ambos tem maior presença (Q1) na parte periférica, de borda do município e associação espacial negativa no centro.

A indústria de transformação obteve uma forte associação espacial positiva na região leste e norte do município. Mesma tendência é seguida pelo setor de comércio, mas de forma mais fragmenta, com maior presença de áreas de transição.

A região central do município apresenta clusters de elevado percentual de trabalhadores do setor de serviços, administração pública e educação e saúde. Setores que, de forma geral, apresentam melhores salários, explicando de certa forma a maior concentração de renda nesse local.

Dessa análise, pode-se observar um padrão de localização pelos setores ocupacionais confirmando a hipótese de que, o tipo de trabalho gera aglomerações espaciais de localização residencial. Independente do tipo de associação se alto-alto ou baixo-baixo, o município apresenta uma clara divisão entre centro e periferia, tendo, em geral nas áreas circunscritas ao centro as áreas de transição (Q3 e Q4).

Na Figura 4.7 encontram-se os mapas de significância da autocorrelação espacial local (Lisa Map). O valor 0, representa áreas de autocorrelação espacial local não significante, os valores 1, 2 e 3, representam o grau de significância, sendo respectivamente de 95%, 99% e 99,9%.

Para todas as variáveis a região central obteve elevado nível de significância. Na variável renda observa-se áreas com significância de 99,9% na região leste e sul do município. No mais áreas as áreas ao norte também apresentaram significância variando de 95 a 99,9%.

Com relação ao desemprego a zona leste e norte também apresentaram alto nível de significância com a maior parte das áreas com 99,9%.

No que tange aos setores ocupacionais, a zona sul apresentou considerável significância nos setores de construção, serviços, administração pública, educação e saúde e serviços domésticos. A zona leste apresentou significância nos setores de transformação, construção, serviços e apenas em uma pequena parte da região, no setor de educação e saúde.

Na zona norte os níveis de significância foram mais esparçados, isto é, apenas algumas áreas de ponderação apresentaram significâncias variadas nos setores de transformação, construção, administração pública e educação e saúde. As áreas ao redor do setor central, praticamente não apresentaram significância.

5 Conclusão

O presente trabalho procurou explorar a existência de padrão locacional dos indivíduos dado o setor de ocupação utilizando-se de técnicas de análise espacial.

Os indicadores de I Moran e LISA foram ferramentas eficazes para análise e identificação de associação espacial. Pode-se identificar concentrações de renda, setor de serviços, administração pública e educação e saúde na região central do município de São Paulo, enquanto que as bordas do município concentraram os desempregados e trabalhadores dos demais setores, com forte presença do setor de transformação e comércio na região leste.

No entanto, a análise contou com um limitante referente ao modelo de vizinhança adotado. Além de não se considerar os municípios vizinhos na geração da matriz de vizinhança, os próprios modelos de vizinhança disponíveis nos softwares são li-

mitantes para a análise de áreas que possuem diferenças significativas no tamanho dos polígonos. Assim, considera-se que uma melhora da análise pode ser realizada adotando-se outra forma de vizinhança que não seja baseada só na propriedade de proximidade.

6 Bibliografia

BAILEY, T. C.; GATRELL, A. C. Interactive Spatial Data Analysis. New York: Longman, 1995.

CÂMARA, G.; CARVALHO, M. S.; CRUZ, O. G.; CORREA, V. Análise Espacial de Áreas. São José dos Campos: INPE, 2001. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/cap5-areas.pdf>>.

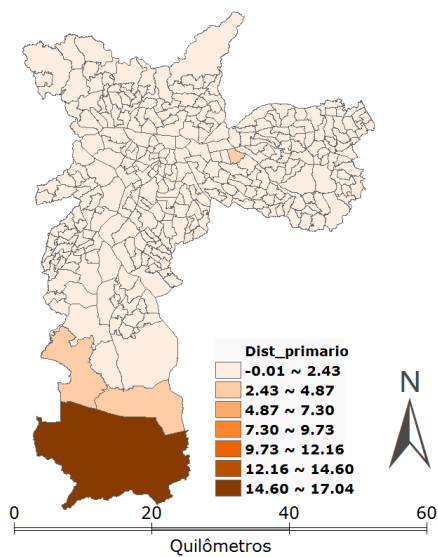
FENG, X. Spatial Econometric Analysis of Property Values - The impact of sports facilities on local residential property values. (Tese de doutorado), University of Illinois, Urbana-Champaign, 2008.

GUO, J. Y.; BHAT, C. R. Operationalizing the concept of neighborhood: Application to residential location choice analysis. *Journal of Transport Geography*, n.1, v.15, 2007, p.31-45.

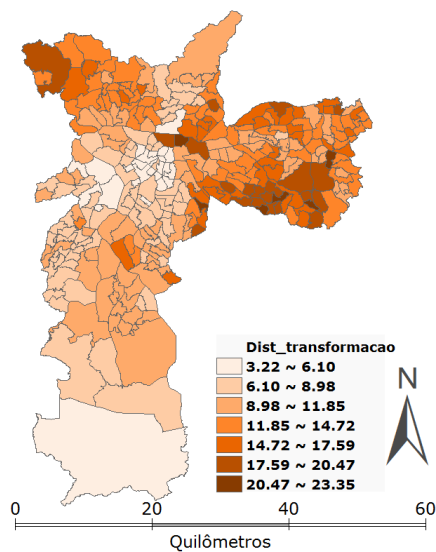
MONTGOMERY, M.; CURTIS, C. Housing Mobility and Location Choice: A review of the literature. *Urbanet* (Working Paper n.2), Curtin University, out. 2006.

PONTES, E.; PAIXÃO, L. A.; ABRAMO, P. O mercado imobiliário como revelador das preferências pelos atributos espaciais: uma análise do impacto da criminalidade urbana no preço de apartamentos em Belo Horizonte. *Revista de Economia Contemporânea*, n.1, v. 15, jan-abr -2011, p. 171-197.

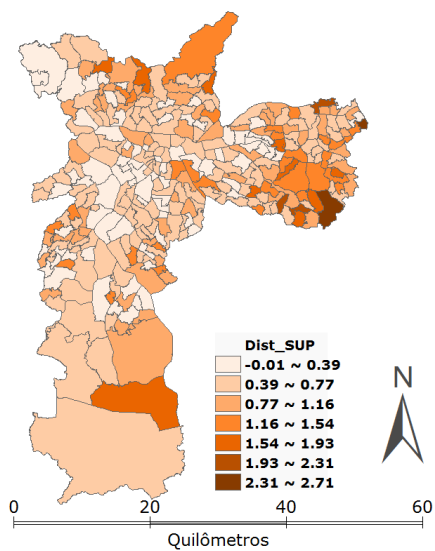
RAMOS, F. R. Análise Espacial de Estruturas Intra-Urbanas: O caso de São Paulo. (Dissertação de Mestrado), Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos, 2002.



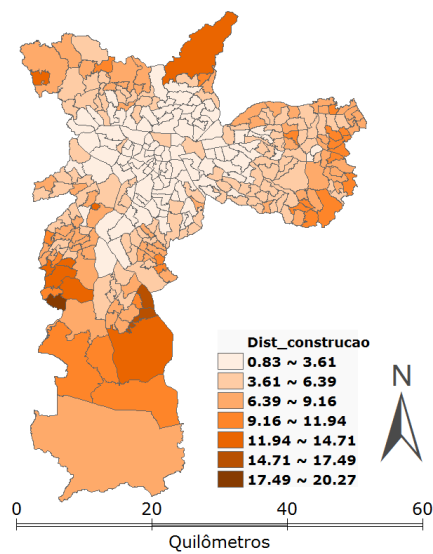
(a) setor primário



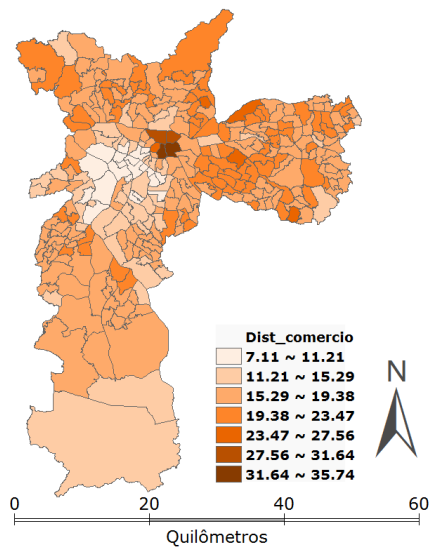
(b) Indústria de transformação



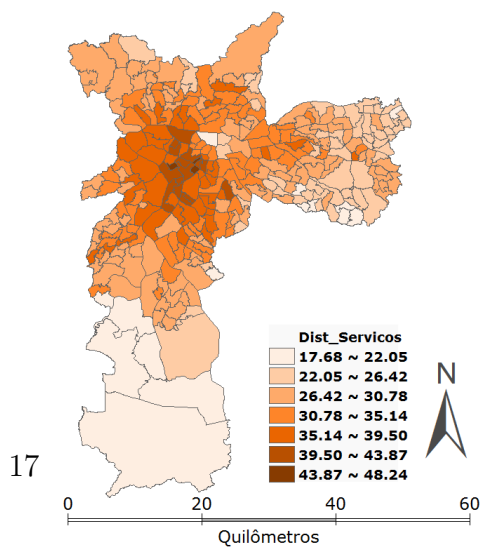
(c) Serviço de Utilidade Pública



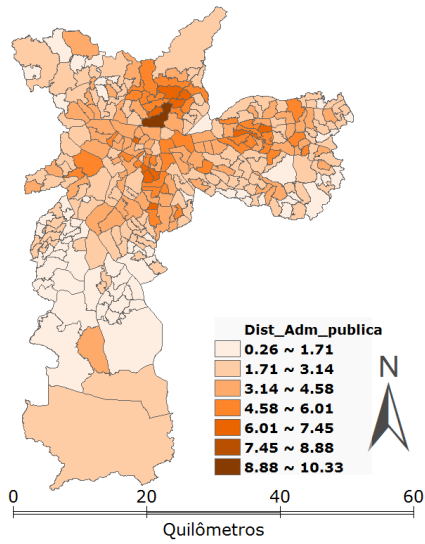
(d) Construção Civil



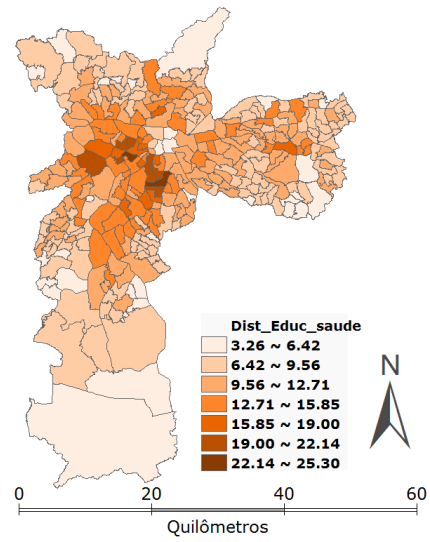
(e) Comércio



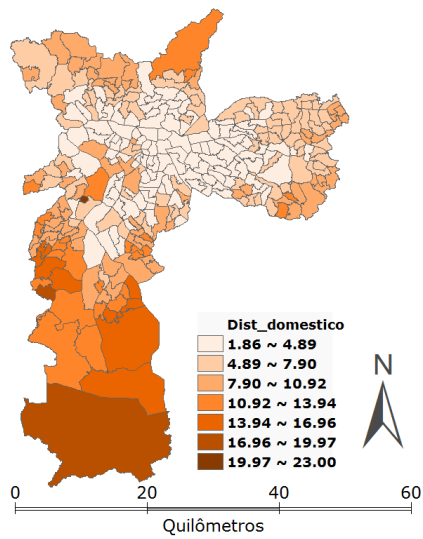
(f) Serviços



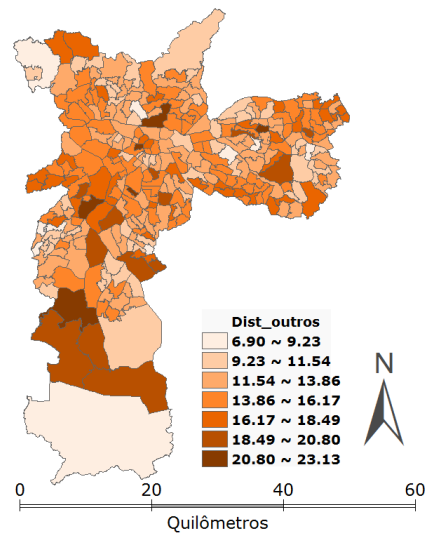
(g) Administração Pública



(h) Educação e Saúde

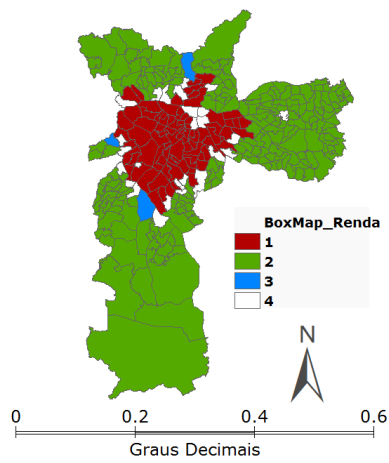


(i) Serviço Doméstico

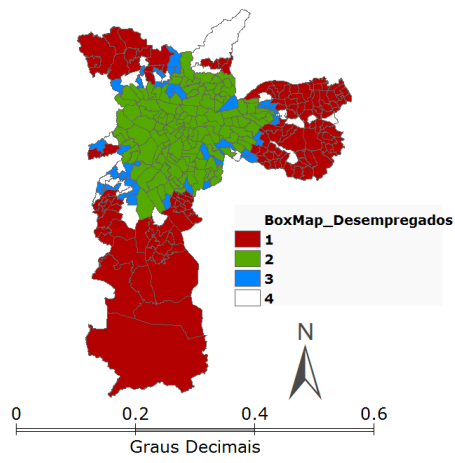


(j) Outros

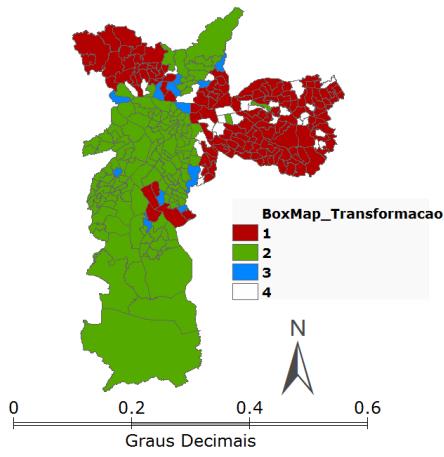
Figure 4.7 - Distribuição percentual das ocupações, São Paulo, 2010



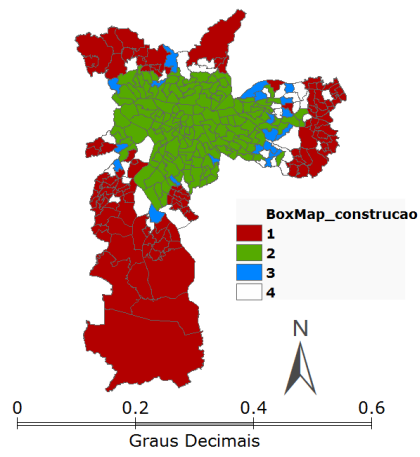
(a) Renda



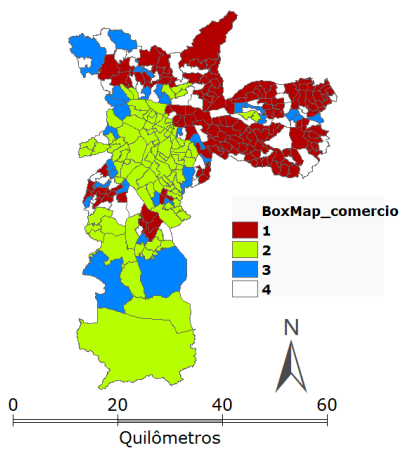
(b) Desempregados



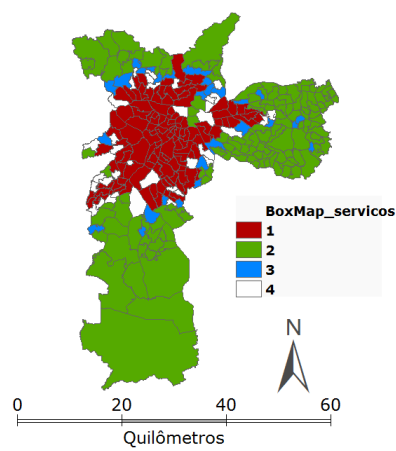
(c) Indústria de transformação



(d) Construção Civil

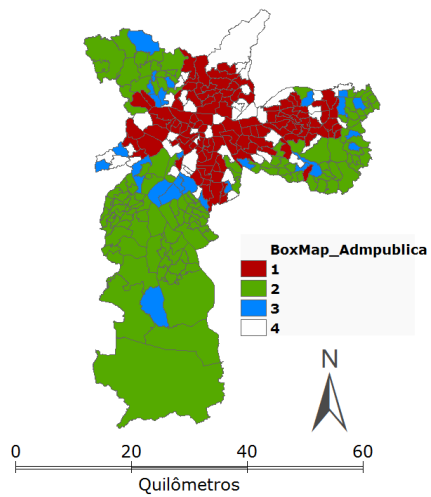


(e) Comércio

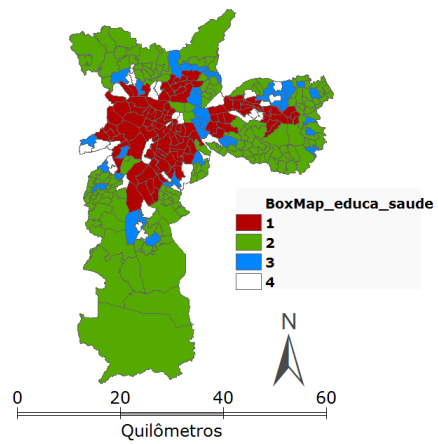


(f) Serviços

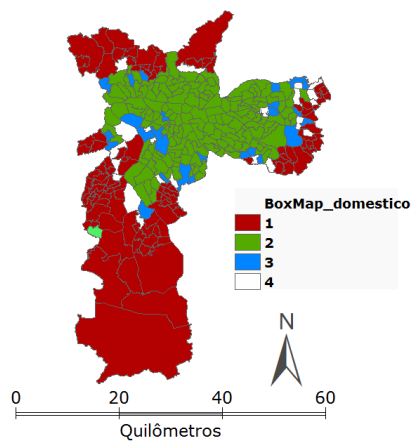
Figura 4.6 - Figure 1 (continua)



(g) Administração Pública

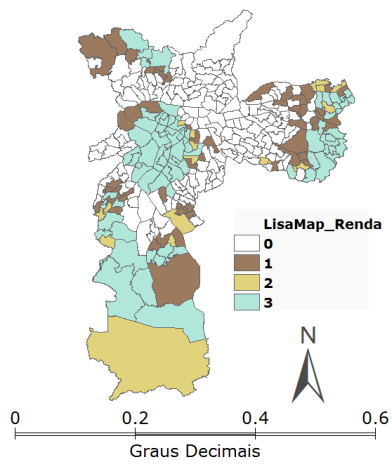


(h) Educação e Saúde

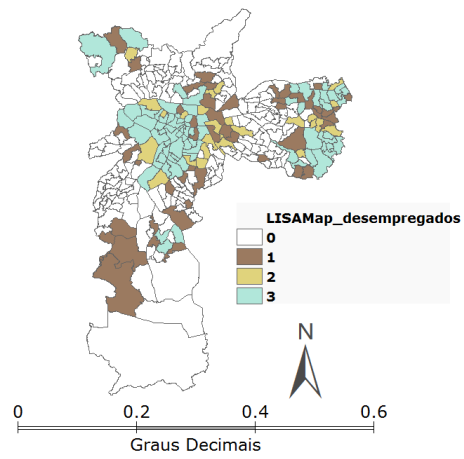


(i) Serviço Doméstico

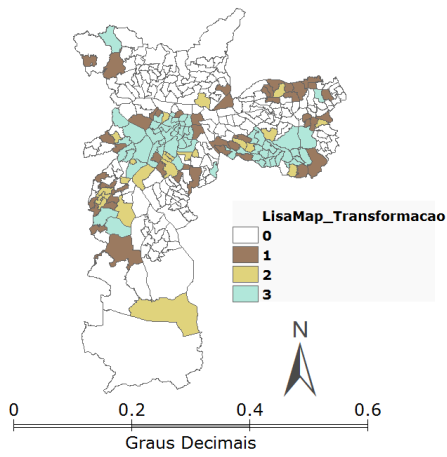
Figure 4.7 - BoxMap das variáveis renda, desemprego e trabalhadores por setor de ocupação



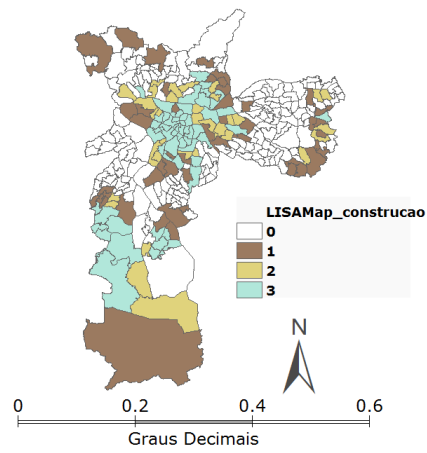
(a) Renda



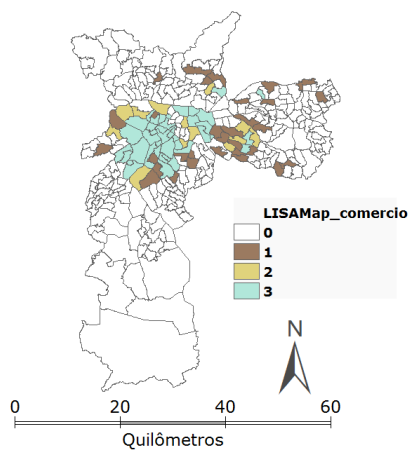
(b) Desempregados



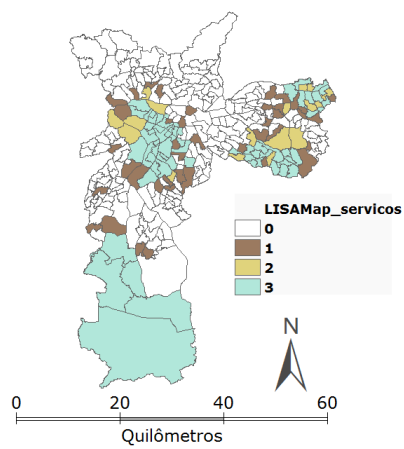
(c) Indústria de transformação



(d) Construção Civil

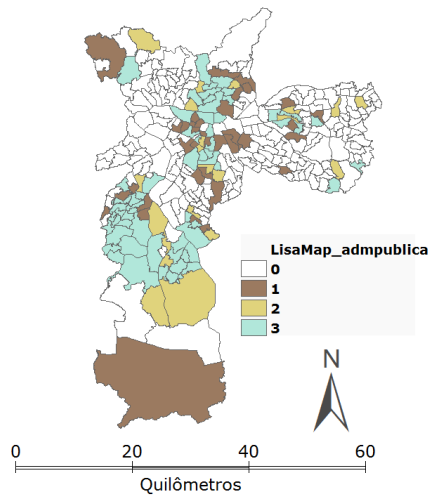


(e) Comércio

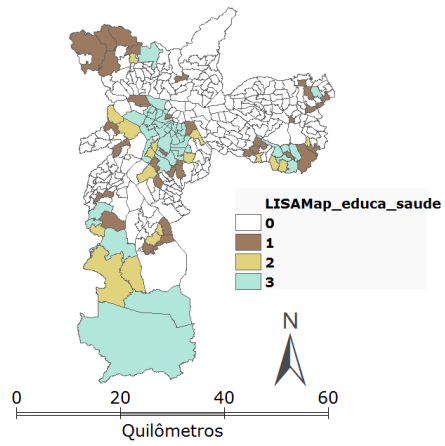


(f) Serviços

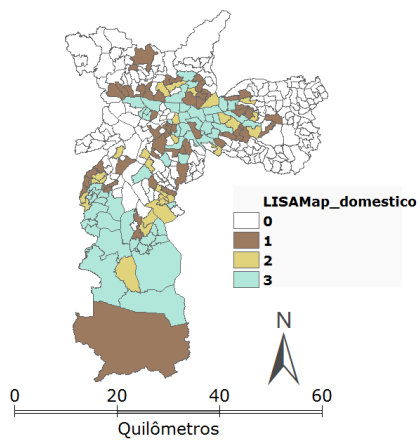
Figura 4.7 - Figure 1 (continua)



(g) Administração Pública



(h) Educação e Saúde



(i) Serviço Doméstico

Figure 4.7 - LisaMap das variáveis renda, desemprego e trabalhadores por setor de ocupação