



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO
ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO

TRABALHO DE FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

SITUAÇÃO DA POBREZA EM MOÇAMBIQUE — UMA ANÁLISE ESPACIAL

ISA FIDÉLIA FRANCISCO CHICONELA

SETEMBRO, 2022



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO EM ECONOMETRIA APLICADA E PREVISÃO

TRABALHO DE FINAL DE MESTRADO DISSERTAÇÃO

SITUAÇÃO DA POBREZA EM MOÇAMBIQUE – UMA ANÁLISE ESPACIAL

ISA FIDÉLIA FRANCISCO CHICONELA

ORIENTADOR:

PROFESSOR DOUTOR LUÍS FILIPE SILVEIRA DOS SANTOS

SETEMBRO, 2022

*À minha mãe, filho e
parceiro dedico este
trabalho, eles são a fonte de
inspiração para todas as
minhas lutas*

AGRADECIMENTOS

Primeiro agradeço a Deus pela saúde e força para a conclusão do curso.

De seguida, agradeço imenso ao meu supervisor, pela paciência e dedicação ao longo da realização deste trabalho.

À minha mãe e filho (Eunice Matavela e Eunilton Tivane), por serem inspiração para todas as minhas lutas e, por mesmo sem saberem, não me terem permitido desistir, mesmo quando a vontade de o fazer fosse enorme.

Ao meu melhor amigo, Aldo Marindze, por me ter motivado, por ter sido a força que eu precisava sempre que me visse diante de algum obstáculo e me sentisse incapaz de ultrapassá-lo.

Aos meus amigos e colegas, pela força que deram ao longo do meu curso, em especial ao Félix Mambo, por ter perdido longas horas do seu tempo para ajudar-me sempre que eu precisasse.

Finalmente, mas não menos importante, à minha família, por todo suporte direto ou indireto, por serem meu espelho e minha fonte de energia.

RESUMO

O presente estudo apresenta uma análise espacial da pobreza em Moçambique. Apesar de se ter verificado uma redução nos níveis de pobreza no país, nas décadas passadas, esta continua um grande desafio para o país. O objetivo desta análise é testar a existência de dependência espacial e estimar o modelo espacial que melhor se ajusta aos dados. São usados dados espaciais e sociodemográficos retirados do Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA (IMASIDA) e do Inquérito aos Orçamentos Familiares (IOF), dados estes referentes ao ano 2015. Foram aplicados os testes de Moran e do multiplicador de Lagrange, onde estes apresentam evidência empírica para a existência de dependência espacial nos dados e, como modelo adequado, sugerem o modelo com variável dependente espacialmente desfasada. Fatores espaciais, tais como: proximidade a alguma fonte de água, proximidade a alguma fronteira, assim com a queda de chuva revelam-se estatisticamente significativos no que concerne à pobreza. Este estudo revela a necessidade de se aprofundar a investigação relativamente à pobreza na dimensão espacial e, serve também, como ponto de partida, dado que várias políticas públicas têm falhado na redução da pobreza em Moçambique nos moldes desejados.

Palavras-chave: Dependência Espacial, Econometria espacial, Pobreza, Moçambique.

Índice

AGRADECIMENTOS	i
RESUMO.....	ii
Índice de Figuras	4
Índice de Tabelas	4
1. Introdução	5
2. Revisão da Literatura	7
2.1. Enquadramento Teórico	7
2.1.1. Pobreza	7
2.1.2. Análise Espacial vs. Pobreza.....	11
2.2. Enquadramento Empírico	12
2.2.1. Pobreza no Mundo	12
2.2.2. Pobreza em Moçambique	15
3. Metodologia	19
3.1. Fonte de Dados	19
3.2. Especificação e estimação do modelo espacial	22
3.2.1. Heterocedasticidade	23
3.3. Testes de Dependência Espacial	24
3.3.1. Teste de Moran.....	24
3.3.2. Teste do Multiplicador de Lagrange	25
3.4. Efeitos parciais	26
4. Resultados e discussão	27
4.1. Estatísticas Descritivas	27
4.1.1. Variável dependente – incidência da pobreza	27
4.1.2. Variáveis explicativas	29
4.2. Dependência Espacial	29
4.2.1. Teste de Moran.....	29
4.2.2. Teste do Multiplicador de Lagrange	30
4.3. Estimação do modelo com variável dependente espacialmente desfasada	31
5. Conclusão	35
6. Referências Bibliográficas	37
Anexos	41

Índice de Figuras

Figura 2.1. Pontuação no Índice de Desenvolvimento Humano desenvolvido pelo PNUD.....	16
Figura 2.2. Evolução da pobreza a nível provincial (%)......	17
Figura 4.1. Incidência da pobreza ao longo do país.....	29
Figura A.2. Histograma e densidade da variável Pobreza.....	41
Figura A.4. Figuras do teste de Moran (global e local).....	42

Índice de Tabelas

Tabela 4.1 Estatísticas descritivas das variáveis explicativas incorporadas no modelo.....	30
Tabela 4.2. Resultado do teste de Moran.....	30
Tabela 4.3. Resultado do teste do Multiplicador de Lagrange para dados espaciais.....	31
Tabela 4.4. Resultado do teste de heterocedasticidade.....	32
Tabela 4.5. Resultados da estimação do modelo linear pelo OLS.....	32
Tabela 4.6. Resultados da estimação do modelo espacial.....	33
Tabela 4.7. Resultados da estimação dos efeitos parciais.....	34
Tabela A.1. Estatísticas Descritivas.....	41
Tabela A.3. Correlação entre a variável pobreza e as variáveis explicativas.....	41

1. Introdução

A análise espacial é uma área que vem sendo desenvolvida há cerca de 3 décadas e tem atualmente demonstrado a sua relevância em diversos ramos do campo científico, (David, et al., 2018). A falta de ferramentas para o desenvolvimento deste tipo de análise foi bastante lamentada no final dos anos 1980 e posteriormente discutido como estas seriam incorporadas na área científica de forma frutífera, (Anselin, Syabri, & Kho, 2009), tais como o GeoDa, ArcGIS, pacotes desenhados e implementados em R, Python, entre outros, com enfoque na visualização, exploração e explicação de dados geográficos. Atualmente, verifica-se uma situação diferente e as ferramentas analíticas que vêm sendo desenvolvidas têm auxiliado pesquisadores em diferentes campos da ciência a lidarem com a crescente disponibilidade de bases de dados georreferenciadas, (Paraguas & Kamil, 2005). Anselin (2010), acrescenta que, ao longo dos últimos 20 anos, a econometria espacial tem apresentado um crescimento significativo em termos de desenvolvimento teórico, aplicação e implementação em software.

A econometria espacial é um tópico em rápida expansão com aplicação em diversos campos científicos, sendo parte integrante da análise espacial. O espaço condiciona o comportamento dos agentes e a forma como os fenómenos económicos ocorrem (Santos, 2020). Arbia (2014), apresenta um capítulo com possíveis alternativas às limitações que se podem ir verificando ao longo da análise espacial com recurso à econometria.

De acordo com Kamenetsky, *et al* (2019), a pobreza vem sendo estudada em diferentes disciplinas das ciências sociais, resultando numa vasta literatura. Os autores desta área há muito reconheceram que os pobres não estão uniformemente distribuídos pelo espaço e, assim sendo, urge a necessidade da análise da mesma com enfoque na dimensão espacial. A compreensão da vertente espacial da pobreza é importante, pois ajuda-nos a perceber as desigualdades estruturais influenciadas pela localização. Nos últimos 40 anos, as causas e consequências da pobreza têm sido tema de debates políticos, (Voss, Long, Hammer, & Friedman, 2006) e Vista e Murayama (2011) acrescentam que tem sido cada vez mais reconhecido por estudiosos e profissionais do desenvolvimento, que a variação da incidência da pobreza é em função da localização geográfica e que esta pode ser devido a uma variedade de fatores geográficos.

A pobreza é um problema social global e a erradicação da mesma é um dos 17 Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (Okwi, et al., 2007). Este é também um desafio em Moçambique, sendo considerado prioridade no desenho de políticas públicas.

Após o fim da Guerra Civil em 1992, em Moçambique, os indicadores da pobreza apresentaram resultados positivos, indicando uma redução da pobreza, tanto a nível nacional como regional, usando os Inquéritos aos Orçamentos Familiares (IOF's) de 1996 e 2002 como base de comparação, (Arndt, Hussain, Salvucci, Tarp, & Osterdal, 2015). Comparando os inquéritos de 2002 e 2008 verifica-se uma estagnação do nível da pobreza devido a vários fatores, tais como a crise do preço do combustível combinada com o baixo crescimento da produtividade no setor da agricultura familiar e um choque climático, (Arndt, Jones, & Tarp, 2015).

Diversos estudos, tais como: Egger, Salvucci & Tarp (2020), Castigo & Salvucci (2017), Arndt, Jones & Tarp (2015) e Arndt, *et al.* (2015) vêm sendo desenvolvidos para Moçambique relacionados com a pobreza, dada a gravidade da mesma no país. Nestes, é reconhecido o desafio que é a redução da pobreza e a importância da consideração deste tópico como prioridade no âmbito de desenho de políticas públicas.

O presente estudo traz a contribuição da incorporação da análise econométrica espacial para este tema. Este estudo visa testar a existência de dependência espacial na pobreza em Moçambique e, sendo esta comprovada, aplicar o modelo espacial que melhor se adequa aos dados. De seguida, apresentar uma interpretação dos resultados, visando dar a conhecer, a influência do espaço na incidência pobreza no país.

De salientar que, é de extrema importância perceber, não só a distribuição das pessoas consideradas pobres pelo país, mas, também a influência da pobreza entre as regiões vizinhas. Este estudo é motivado pelo fato destes resultados trazerem um diferencial na área da pobreza, ao mostrar que, ao serem criados programas de redução da pobreza, deve ser tomada atenção nas regiões que circundam a região específica a beneficiar do mesmo programa. O principal objetivo é apresentar de forma prática e concreta, a importância que a econometria espacial tem para os diversos ramos da ciência, particularmente a pobreza.

Esta tese encontra-se dividida em cinco capítulos. O segundo capítulo é referente à revisão da literatura onde são apresentados os estudos existentes (teóricos e empíricos) para o tema em análise. O terceiro capítulo faz menção à fonte de dados e metodologia econométrica usada. O quarto capítulo apresenta os resultados e a discussão dos mesmos e no quinto capítulo são apresentadas as conclusões.

2. Revisão da Literatura

O presente capítulo é composto por duas seções, sendo a primeira referente ao enquadramento teórico, onde são abordados aspetos teóricos ligados à pobreza, assim como aspetos ligados à análise espacial que a envolve. A segunda seção refere-se ao enquadramento empírico, onde são apresentados estudos desenvolvidos no contexto da análise espacial da pobreza.

2.1. Enquadramento Teórico

2.1.1. Pobreza

Na literatura referente a pobreza, existem diferentes dimensões que podem ser analisadas, dependendo do contexto em que se pretende trabalhar. De acordo com Lok-Dessallien (2000), pobreza absoluta refere-se à subsistência abaixo do mínimo (condições socialmente aceitáveis, geralmente estabelecidas com base nas necessidades nutricionais e outros bens essenciais); a pobreza relativa compara os segmentos mais baixos de uma população com os segmentos superiores, geralmente medidos em quintis ou decis de rendimento. Para Davis & Sanchez-Martinez (2014), citando as Nações Unidas (1995), a pobreza absoluta é definida como uma condição severa de privação das necessidades humanas básicas, incluindo comida, água potável, instalações sanitárias, saúde, habitação, educação e o acesso à informação, ou seja, depende não apenas do rendimento, mas também do acesso aos serviços; e a pobreza relativa é definida como um padrão que é medido em termos da sociedade em que um indivíduo vive e que, portanto, difere entre países e ao longo do tempo.

Sen (1999), citado pelo Ministério de Economia e Finanças (2016) define pobreza quando “as pessoas não possuem capacidades necessárias para alcançarem um nível adequado de rendimento, de boa saúde e educação, de segurança, de autoconfiança e de liberdade de expressão, entre outros”. Batana (2013) escreve que, desde o trabalho apresentado por Sen, referente à pobreza, esta passou a ser reconhecida como um fenómeno multidimensional. A autora explica que, sendo a pobreza uma prioridade para os governos, medir a pobreza apenas pelo método do consumo/gastos (como muitas vezes tem sido feito) não permitiria alcançar os resultados desejados e que as demais dimensões, como ativos, saúde, educação, entre outros, deviam ser incorporados na medição da mesma. Li, *et al* (2020), concordando com Batana, escrevem que, antigamente a pobreza era apenas analisada a nível do rendimento, onde era definida como sendo a existência de consumo insuficiente, ou seja, falta de comida e incapacidade de manter uma condição em que as necessidades básicas de uma pessoa sejam

atendidas, mas, atualmente é vista na vertente multidimensional envolvendo a privação de mais dimensões, tais como: a escassez económica, exclusões sociais e falta de oportunidade ou serviços públicos.

Bérenger (2017) escreve que a adoção, pela comunidade internacional, do Objetivo Estratégico de Desenvolvimento 1.2, de erradicar a pobreza em todas as formas e em todos os lugares, já incorpora a componente multidimensional. O Banco Mundial (2021) define a pobreza multidimensional como uma medida que captura privações em educação e acesso à infraestrutura básica, além de rendimento ou consumo na linha da pobreza internacional de 1,90 dólares por dia. Similarmente, Castigo & Salvucci (2017) definem pobreza multidimensional como um conjunto de privações sofridas pelos indivíduos ou famílias, tais como: educação, cuidados de saúde, posse de bens, habitação condigna, saneamento adequado, entre outros fatores.

Jones & Tvedten (2018) apresentam a relação entre duas abordagens diferentes para a análise da pobreza em países em vias de desenvolvimento, nomeadamente: abordagem económica (quantitativa) e antropológica (qualitativa); estas áreas não vêem a pobreza por ângulos diferentes, mas conceptualizam-na de forma diferente. A análise económica fornece números indispensáveis das tendências de consumo e suas correlações ao longo do tempo (por exemplo por meio de perfis da pobreza); a análise antropológica se concentra em experiências vividas de pobreza, que se baseia numa visão da pobreza como um processo de marginalização social. As implicações políticas de uma abordagem económica têm foco no desenvolvimento económico geral e melhoria do padrão de vida a nível familiar. Uma visão antropológica da pobreza sugere a necessidade de abordar as relações de poder contraproducentes e de direcionar cuidadosamente as intervenções aos mais pobres. Estes autores trazem estas abordagens visando realçar a necessidade de se analisar a pobreza sobre todas as vertentes possíveis, dada a complexidade que a envolve.

Voss, *et al.* (2006) afirmam existir um grande debate sobre as causas e consequências da pobreza nos últimos 40 anos. Estes apresentam os dois pensamentos que dominam este debate, nomeadamente; i) atribuição das causas da pobreza principalmente à forças individualistas ou de composição familiar, chamadas “pobreza de pessoas”, sendo destacados: os altos níveis de gravidez na adolescência e não conjugal e o aumento de uma subclasse urbana envolvida num ciclo de pobreza do qual é difícil escapar e, este pensamento, é baseado no fato de existirem estudos empíricos que afirmam que famílias lideradas por apenas um dos pais é mais propenso

ao estado de pobreza quando comparado a famílias lideradas por casais; ii) atribuição das causas da pobreza a forças estruturais, às vezes chamada de “pobreza de lugar”, que inclui questões como deslocamentos económicos, economias regionais fracas, alto desemprego, estruturas de oportunidades de emprego pobres e frequentemente desorganizadas – forças sobre as quais o indivíduo tem pouco ou nenhum controlo.

Voss, *et al.* (2006) escrevem ainda que o debate entre causas da pobreza, tais como as relacionadas à demografia assim como a pobreza de espaço tem levado os pesquisadores a concordarem que estas duas abordagens não precisam ser vistas como explicações concorrentes da pobreza, mas sim complementares.

Vários estudos recentes de pobreza demonstram a utilidade de dividir uma população em subgrupos definidos ao longo de linhas étnicas, geográficas ou outras. Deste modo, é crucial perceber como a medida de cada subgrupo se relaciona com a pobreza total, (Foster, Greer, & Thorbecke, 1984).

O método de medição da pobreza apresentado por Sen (e as suas variantes) não satisfazem a condição básica que pressupõe que um aumento na pobreza de subgrupo deve aumentar na pobreza total. Assim sendo Foster, Greer & Thorbecke (1984) apresentam uma nova medida de medição da pobreza simples que é: i) aditivamente passível de decomposição com pesos para a população; ii) satisfaz as propriedades básicas propostas por Sen e iii) é justificado por um conceito de privação relativa da pobreza. No fim, a medição da pobreza pode ser expressa como a combinação do *headcount index*, o índice do hiato da pobreza e o índice de hiato da pobreza ao quadrado. Lok-Dessallien (2000) considera os indicadores apresentados por Foster, Greer & Thorbecke (1984) como os mais usados para a medição da pobreza e os define segundo apresentado abaixo.

- i) *headcount index* (considerado o indicador mais usado): é baseado numa linha de pobreza (ou conjunto de linhas) que são estabelecidas pelo custo de um cabaz mínimo de bens essenciais, geralmente adaptados ao contexto de cada região, para a sobrevivência humana básica, usando dados referentes ao rendimento, consumo ou despesas de famílias. A incidência da pobreza será dada como a percentagem da população cujo rendimento fica abaixo desse limite.
- ii) índice de hiato da pobreza mede o grau em que o rendimento médio dos pobres difere da linha de pobreza estabelecida.

- iii) o índice do hiato da pobreza ao quadrado mede a sensibilidade da pobreza, este vai capturar as diferenças nos níveis de renda entre pobres. Kam, *et al.*, (2004) acrescentam que um valor alto do índice do hiato da pobreza ao quadrado sugere que maior prioridade deve ser dada à melhoria nas condições económicas dos extremamente pobres em comparação com os moderadamente pobres.

A pobreza existe desde sempre e continua uma grande preocupação num grande número de países e, assim sendo, a redução da pobreza continua uma questão crucial nestes países. Para entender a ameaça que o problema da pobreza representa, é necessário conhecer a sua dimensão e o processo pelo qual ela se aprofunda, (Bourguignon & Chakravarty, 2019). Ainda de acordo com Bourguignon e Chakravarty, uma questão importante a ser feita é: como quantificar a pobreza e, citando Sen (1976), respondem esta questão afirmando que a medição da pobreza envolve dois exercícios: i) a identificação dos pobres e ii) agregação das características dos pobres num indicador geral.

De acordo com Kam, *et al* (2004), o desafio chave para redução da pobreza em geral está em canalizar os recursos nacionais para beneficiar aqueles que são mais necessitados, com maior eficiência possível. Os mesmos autores escrevem ainda que mapear onde os pobres estão concentrados ajudaria a medir a desigualdade geográfica no bem-estar das pessoas. Quanto mais detalhada for a análise em torno da pobreza, mais precisa será a definição de áreas para programas de redução da pobreza. A distribuição espacial de atividades económicas tem também implicações significativas para a performance de dada economia assim como o bem-estar dos indivíduos, David, *et. al* (2018) citando Martin (1999).

O Inquérito de Demografia e Saúde não apresenta um indicador direto da pobreza, contudo, apresenta variáveis com as quais se pode construir um indicador de pobreza multidimensional, (Egger, Salvucci, & Tarp, 2020). Egger, Salvucci e Tarp calcularam o indicador da pobreza usando variáveis como combustível de cozinha, saneamento, água para o consumo, eletricidade, habitação e ativos tais como: posse de bicicleta, televisão, rádio e internet; os autores realçam que as definições destes indicadores refletem de perto as definições do PNUD e OPHI, com pequenas alterações devido à indisponibilidade de algumas variáveis em algumas pesquisas consideradas.

2.1.2. Análise Espacial vs. Pobreza

Econometria espacial é um subcampo da econometria que lida com a interação espacial (autocorrelação espacial) e estrutura espacial (heterogeneidade espacial) em modelos de regressão para dados seccionais e de painel (Paelink & Klaassen (1979) citados por Anselin, *et al.* (2009)). Este campo produz quatro áreas de interesse, nomeadamente: i) a especificação formal de efeitos espaciais em modelos econométricos, ii) a estimação de modelos que incorporam efeitos espaciais, iii) testes de especificação e diagnósticos para a presença de efeitos espaciais e iv) previsão espacial, (Anselin, Syabri, & Kho, 2009).

A falta de ferramentas para o desenvolvimento deste tipo de análise foi bastante lamentada no final dos anos 1980 e posteriormente discutido como estas seriam incorporadas na área científica de forma frutífera, (Anselin, Syabri, & Kho, 2009). Atualmente, verifica-se uma situação diferente e as ferramentas analíticas que vêm sendo desenvolvidas têm auxiliado investigadores em diferentes campos da ciência a lidarem com a crescente disponibilidade de bases de dados georreferenciadas, (Paraguas & Kamil, 2005). São exemplos destas ferramentas o R, o Python, o Java e especialmente o GeoDa que, consiste na visualização, exploração e explicação de dados geográficos, (Anselin, Syabri, & Kho, 2009). Benson, *et al.* (2003) acrescentam que, o Sistema de Informação Geográfico (*Geographical Information System – GIS*) é uma das ferramentas mais poderosas para este tipo de análise.

Voss, *et al.*, (2006) realçam a relevância de pesquisas na área espacial defendendo que a incorporação da dimensão espacial em análises traz dois grandes benefícios: i) reconhecimento explícito de efeitos espaciais em estatísticas explicativas e ii) possibilidade de refinamento teórico e desenvolvimento de *softwares* (tais como os módulos de análise espacial fornecidos pelo ArcView GIS da ESRI e o link S+ ArcView da MathSoft, (Anselin, 1999); ou pacotes espaciais no Matlab e estatísticas espaciais para o S-Plus, (Anselin, 2001)). Voss, *et al.* (2006) escrevem ainda, citando Cliff & Ord (1973) sobre o quão irónico é que ainda se negligencie esta nova ferramenta quando está claramente documentado que a análise de regressão de variáveis espacialmente distribuídas pode levar à inferência estatística incorreta se existir autocorrelação espacial e esta for ignorada, bem como também conduzir ao enviesamento.

Dado o facto de a pobreza ser multifacetada, existem abordagens de análises, as quais não são exploradas, que seriam de grande valia para a perceção e melhor tratamento da mesma, como é o caso da dimensão espacial. A geografia, particularmente o ambiente físico, desempenha um papel significativo na incidência da pobreza em todas as comunidades locais, especialmente

nos países em desenvolvimento, (Vista & Murayama, 2011) e investigadores da área da pobreza têm reconhecido que esta não é uniformemente distribuída pelo espaço, (Kamenetsky, Chi, Wang, & Zhu, 2019). Vista & Murayama (2011) acrescentam que evidência empírica sugere uma relação forte entre a geografia e a pobreza. Danny Leipziger, citado por Bedi, Coudouel, & Simler (2007), enfatiza a localização como fator extremamente importante da pobreza.

Estudos como os apresentados por Jalan & Ravallion (2002), Okwi, *et al.* (2007), Glauben, *et al.* (2012) e Liu, Liu & Zhou (2017) defendem que a pesquisa sobre os fatores causadores da pobreza e estratégias de redução da pobreza envolve a exploração das relações entre a pobreza e a localização geográfica, ambientes naturais (incluindo a dotação de recursos), fatores sociais e culturais, infraestrutura pública desigual e serviços públicos. Thongdara *et al.* (2011) acrescentam que, quando comprovada a presença de autocorrelação espacial na pobreza (seja na variável dependente espacialmente desfasada, nos erros espaciais ou ainda nas variáveis explicativas espacialmente desfasadas), a sua análise melhorará o mapeamento dos pobres e poderá ajudar no desenvolvimento e implementação de programas de redução da pobreza mais efetivos. Embora os fatores económicos expliquem uma grande quantidade de variação na pobreza, eles por si só não são suficientes para explicar, muito menos reduzir a pobreza, (Rupasingha & Goetz, 2007). Bedi, *et al.* (2007) argumentam que, combinando os indicadores da pobreza com bases de dados georreferenciadas como fertilidade do solo, inclinação, uso da terra, pontos de acesso à água, entre outros fatores, permitem perceber melhor áreas onde a correlação entre estes e a pobreza é maior.

2.2. Enquadramento Empírico

2.2.1. Pobreza no Mundo

Apesar do progresso verificado na erradicação da pobreza extrema, a persistência da mesma continua a ser uma grande preocupação em África, países menos desenvolvidos, alguns países do rendimento médio e países em situação de conflito e pós-conflito, (Nações Unidas, 2020).

De acordo com as Nações Unidas (2020), a taxa de pobreza global foi reduzida a mais da metade desde 2000, mas, com a pandemia da COVID-19 estes resultados estão ameaçados podendo aumentar o número de pobres em cerca de 8% do total da população mundial. A mesma fonte acrescenta ainda que, até 2015, 10% da população mundial vivia com menos de 1.90 dólares por dia. O Banco Mundial (2021) escreve que, quando usada a métrica

multidimensional da pobreza, esta aumenta em mais de 50% a sua percentagem, saindo de 10.4% para 16.1% indivíduos vivendo abaixo da linha da pobreza.

Mais da metade da população na África Subsaariana é considerada pobre, seguida por 40.3% da população no Sul da Ásia; 17% da população na região do Leste Asiático e Pacífico e 8% da população na América Latina e nas ilhas do Caribe, enquanto na Europa e Ásia Central apenas 3.7% da população é considerada pobre (Banco Mundial, 2008).

Batana (2013), em seu estudo sobre a pobreza nas mulheres da África Subsaariana, envolveu uma análise de 14 países e o mesmo foi desenvolvido com base nos dados do Inquérito de Demografia e Saúde. Entre os fatores analisados, a autora apresenta a educação como a que mais afeta a pobreza, em todos os países, havendo variação apenas na sua magnitude. De seguida, vem a privação no empoderamento das mulheres como fator incrementador da pobreza. Em todos os países verifica-se que a pobreza é bastante elevada em zonas rurais comparativamente a regiões urbanas, independentemente do indicador de pobreza aplicado.

Vista & Murayama (2011) desenvolveram um estudo espacial da pobreza para as regiões de Albay e Camarines Sul, nas Filipinas. Foi usado como indicador para medição da pobreza a incidência da pobreza (percentagem da população vivendo abaixo da linha da pobreza). Os resultados deste estudo mostraram que são fatores altamente significativos, o programa de distribuição de terra, crescimento populacional, a política fiscal de descentralização e o acesso às estradas. O solo é um fator não significativo para a pobreza nas Filipinas. Para a chuva, estes concluem que quanto maior for o nível de chuva menor será a incidência da pobreza na região, dado que normalmente esta serve como fonte de irrigação das culturas plantadas ou consumo para o gado.

Rupasingha & Goetz (2007), em seu estudo pelos estados dos Estados Unidos da América, mostram que famílias chefiadas por mulheres e famílias com elevado número de dependentes têm taxas de pobreza elevadas. O teste de Moran efetuado por Rupasingha & Goetz (2007) sugere a presença significativa de autocorrelação espacial positiva e em termos de modelo espacial, foi usado o SARAR, com a exceção de apenas uma das variáveis que foi analisada que apresentou significância para o modelo de desfasamento espacial; sendo que tanto a pobreza nas regiões vizinhas como os choques idiossincráticos afetam a pobreza na região em análise.

David, *et al.* (2018) desenvolveram um estudo sobre a pobreza multidimensional a nível de municípios da África do Sul. Estes apresentam resultados que mostram que tanto a pobreza como a desigualdade variam significativamente entre municípios. Acrescentam que, em geral, regiões historicamente caracterizadas por resultados baixos em termos de atividade económica e bem-estar, apresentam níveis significativamente mais elevados de pobreza e privação. David, *et al.* (2018) mostram que a autocorrelação espacial é significativa e positiva e que o modelo mais adequado é o modelo com variável dependente espacialmente desfasada. Os resultados indicam ainda que fatores geográficos, tais como a precipitação e temperatura não têm efeito sobre a pobreza (estatisticamente). São significativos fatores como: educação, proporção de residentes em zonas urbanas e volume médio de chuva.

Li, Cao, Qui & Li (2020) em seu estudo sobre a pobreza rural na região sul de China (*Loess Plateau*), indicam que a incidência da pobreza está significativamente relacionada com a acessibilidade à água e às cidades mais próximas. Similarmente, Minot, *et al* (2006) concluem que a distância às cidades é uma variável bastante significativa para o nível local de incidência da pobreza no Vietname. Li, Cao, Qui & Li (2020) analisaram, como indicador, a incidência da pobreza. O teste de Moran para este estudo foi positivo e significativo e a análise espacial foi mediante a aplicação da Regressão Geograficamente Ponderada (Geographically Weighted Regression - GWR), dada a heterogeneidade espacial verificada nos dados.

Friedman & Lichter (1998) na sua análise espacial da pobreza nas crianças americanas, apresentam resultados que indicam que a pobreza está distribuída de forma desigual geograficamente. Estes autores escrevem que a variabilidade espacial pode estar fortemente ligada à estrutura do mercado de trabalho e composição da família em cada região. Friedman & Lichter (1998) argumentam ainda que famílias chefiadas por mulheres e com crianças têm elevadas taxas de pobreza quando comparadas à sua contraparte e que a falta de oportunidade de emprego a nível local contribui substancialmente. Estes autores sugerem ainda que deve ser dada a devida atenção às economias locais tendo em vista a melhoria dos elevados níveis de desemprego assim como o redesenho de políticas direcionadas para famílias chefiadas por apenas um dos pais.

No estudo desenvolvido por Kam, *et al.* (2004) com análise espacial da pobreza no Bangladesh, os resultados indicam que a posse de terras e arrendamento das mesmas para o desenvolvimento da agricultura têm relação bastante significativa na pobreza, mas, estes fatores dificultam a implementação de políticas públicas (de redistribuição da terra), visto que

verifica-se elevada densidade populacional naquele país. Kam, *et al.* (2004) explicam ainda que o modelo de erros espaciais é o mais apropriado para explicar os dados que os mesmos estiveram a analisar, de acordo com teste do Multiplicador de Lagrange realizado.

2.2.2. Pobreza em Moçambique

“O Governo de Moçambique define pobreza como a impossibilidade, por falta de capacidade ou oportunidade, de indivíduos, família e/ou sociedade, terem acesso às condições mínimas, segundo as normas da sociedade. A pobreza de consumo baseia-se nas linhas de pobreza, estas separam os pobres dos não pobres e refletem o custo de aquisição de um cabaz alimentar de cerca de 2150 calorias por pessoa, por dia, mais o custo de aquisição de bens não alimentares básicos”, Castigo & Salvucci (2017), mencionando o Plano de Acção para a Redução da Pobreza Absoluta II (PARPA II).

De acordo com Mambo *et al.* (2018), a análise dos padrões de consumo e dos preços dos alimentos em Moçambique revelou diferenças pronunciadas entre as regiões, bem como entre as zonas rurais e urbanas. Assim sendo, a equipe encarregada da primeira avaliação da pobreza, após a Guerra Civil, optou por desenvolver cestas de consumo separadas por região (relativamente homogêneas em termos de consumo) para acomodar a variação de padrões de consumo e preços. Deste modo, foram identificados treze domínios espaciais, sendo seis rurais e sete urbanos. São estes: Niassa & Cabo Delgado – rural; Nampula – rural; Nampula – urbano; Sofala & Zambézia – rural; Sofala e Zambézia – urbano; Manica & Tete – rural; Manica & Tete – urbano; Gaza & Inhambane – rural; Gaza & Inhambane – urbano; Maputo Província rural; Maputo Província – urbano; e Maputo Cidade, (Ministério de Economia e Finanças, 2016).

Em Moçambique, é usado para o cálculo da pobreza de consumo o indicador *headcount index* previamente explicado como sendo baseado numa linha de pobreza (ou conjunto de linhas) que são estabelecidas pelo custo de um cabaz mínimo de bens essenciais, geralmente adaptados ao contexto de cada região, para a sobrevivência humana básica, usando dados referentes ao rendimento, consumo ou despesas de famílias.¹

Para a pobreza multidimensional é geralmente usada a metodologia Alkire-Foster,² onde são considerados seis indicadores de bem-estar, com igual ponderação, agrupados em quatro

¹ De acordo com Egger, Salvucci & Tarp (Egger, Salvucci, & Tarp, 2020), esta metodologia pode ser aprofundada em Foster *et al.* (1984)

² Ver (Egger, Salvucci, & Tarp, 2020)

dimensões: (i) educação, (ii) determinantes da saúde, (iii) condições de moradia e (iv) bens duráveis, (Ministério de Economia e Finanças, 2016)³.

De acordo com Bérenger (2017), recentemente Moçambique era considerado uma história de sucesso na África Subsaariana, dado que após a cessação de um conflito armado, em 1992, o país manteve taxas agregadas de crescimento económico de cerca de 7% por ano até meados da década de 2010. Jones & Tvedten (2018) acrescentam que estes resultados foram acompanhados de progressos em indicadores como mortalidade infantil e taxa de inscrição escolar. No entanto, o país apresenta classificação bastante preocupante comparativamente a outros países, em métricas padrão de desenvolvimento, como o PIB médio per capita e o Índice de Desenvolvimento Humano, escrevem Jones & Tvedten (2018), citando o Banco Mundial (2017) e PNUD (2017).

Segundo o Centro de Integridade Pública (2021), a análise feita pelo Programa de Desenvolvimento das Nações Unidas, em 2020, coloca Moçambique no lugar 181 num universo de 189 países em função do seu Índice de Desenvolvimento Humano. Pode verificar-se que o país tem avançado, mas, a níveis extremamente baixos comparativamente aos países menos desenvolvidos e outros países da África Subsaariana, conforme mostra a figura 2.1.

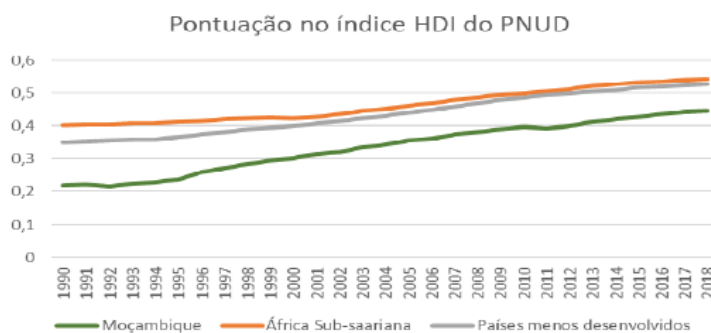


Figura 2.1 Pontuação no Índice de Desenvolvimento Humano desenvolvido pelo PNUD⁴

A figura 2.2 apresenta a evolução da pobreza em Moçambique, a nível provincial. Os dados foram obtidos dos Inquéritos aos Orçamentos Familiares dos anos 1996, 2002, 2008 e 2014, (Arndt, Hussain, Salvucci, Tarp, & Osterdal, 2015). De forma geral, pode verificar-se que houve uma melhoria na taxa de pobreza. Na zona sul a velocidade desta redução foi relativamente maior, comparativamente às regiões centro e norte, justificado em parte pelo

³ Para melhor esclarecimento referente a metodologia Alkire-Foster, consultar Alkire e Foster (2011) e Alkire *et al.* (2015)

⁴ (Centro de Integridade Pública, Chr. Michelsen Institute, 2021)

elevado nível de urbanização nesta região, comparativamente às outras, (Ministério de Economia e Finanças, 2016). Para todas as avaliações da pobreza de consumo em Moçambique foram identificadas 13 linhas de pobreza diferentes, que refletem os padrões de consumo dos pobres, tendo em conta as diferenças existentes nas diferentes regiões do país, (Castigo & Salvucci, 2017).

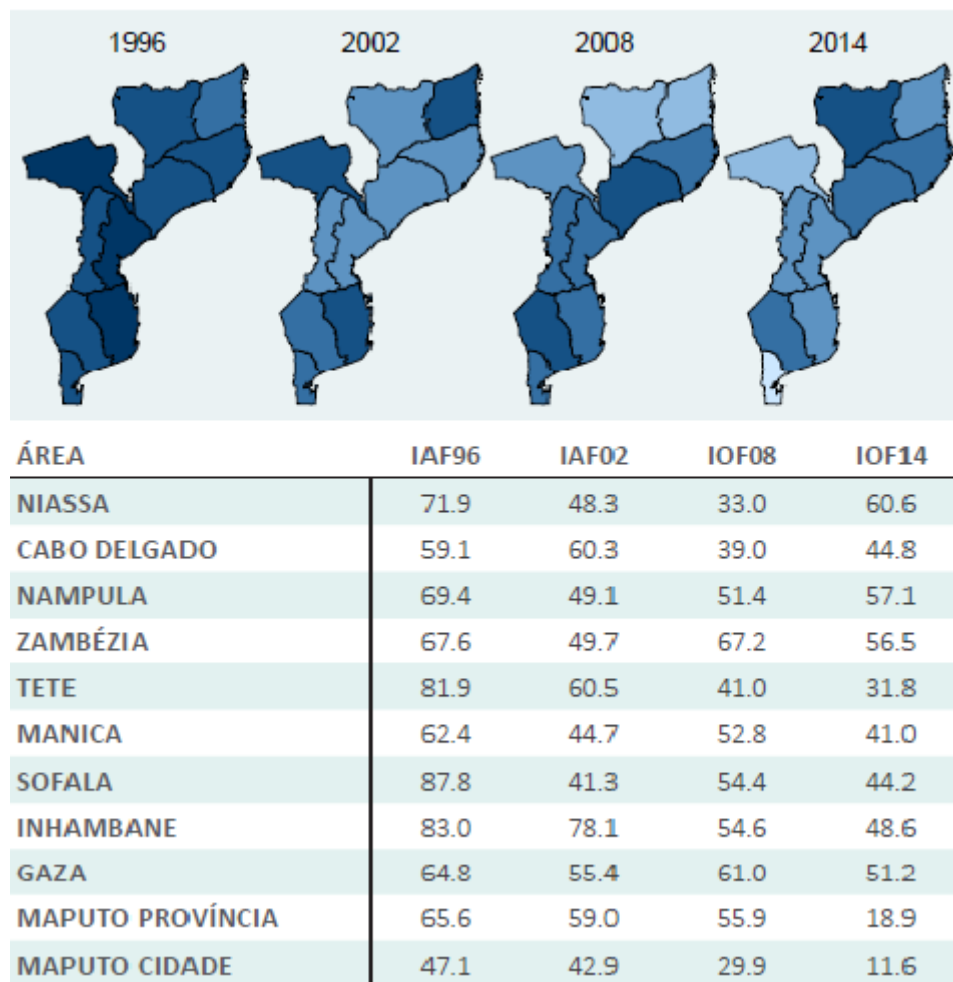


Figura 2.2. Evolução da pobreza a nível provincial (%)⁵.

De acordo com Arndt, *et al.*, (2015), os níveis de bem-estar melhoraram em Moçambique, usando como base de comparação os Inquéritos aos Orçamentos Familiares de 2008/9 e 2014/15. Estes autores afirmam que a pobreza de consumo baixou mais de 5 pontos percentuais. No entanto, o mesmo estudo aponta que esta melhoria não apresenta uma convergência nos níveis de bem-estar entre zonas rurais e urbanas ou entre as diferentes regiões geográficas. Segundo o Ministério de Economia e Finanças (2016), o *gap* entre zonas rurais e

⁵ Figura tirada do estudo desenvolvido por Arndt, *et al.* (2015). Relativamente às cores, quanto mais escura, maior será o índice de pobreza na respetiva província.

urbanas é grande e persistente. Em termos regionais, houve uma redução significativa da pobreza de consumo na região sul, uma redução mais lenta na região centro e de forma oposta um aumento da pobreza na região norte do país. O Ministério de Economia e Finanças (2016) escreve ainda que, nas últimas duas décadas, grandes diferenças permanecem entre grupos socioeconómicos e áreas geográficas, em termos de bem-estar, tendo a tendência sido de manutenção ou mesmo crescimento dessas diferenças.

De acordo com Arndt, *et al.* (2015), apesar desta melhoria na redução da taxa de pobreza, os resultados mostram que a desigualdade aumentou a nível nacional nos últimos anos⁶. Os mesmos autores acrescentam que este aumento foi mais acentuado para a área urbana e zona sul.

O estudo de Arndt, *et al.* (2015) concluiu ainda que, apesar dos esforços empregues para a redução da pobreza, os níveis ainda são altos, devendo se manter prioridade nas políticas públicas. Afirmam ainda que aproximadamente 46% dos moçambicanos, equivalente a 12 milhões de pessoas, são pobres do ponto de vista do consumo e 55% são pobres do ponto de vista multidimensional (Egger, Salvucci, & Tarp, 2020). Egger, Salvucci & Tarp, (2020) acrescentam que as províncias mais pobres não melhoraram suas classificações ao longo tempo. Estes estimam que o número de pessoas multidimensionalmente pobres aumentou em aproximadamente um milhão de pessoas no período de 2015-18, pessoas estas localizadas principalmente nas áreas rurais das províncias centrais. Egger, Salvucci & Tarp, (2020) indicam ainda que a disparidade entre as zonas urbanas e rurais é bastante significativa e tende a aumentar ao longo do tempo assim como a disparidade entre a região sul e as restantes, tanto em termos de incidência da pobreza como índice de pobreza multidimensional. Em relação às províncias, estes argumentam que grande parte delas apresentou melhorias quando analisado o índice de pobreza multidimensional, entretanto, as províncias mais pobres se mantiveram assim ao longo dos anos, se localizando no centro e norte do país.

Bérenger (2017), em seu estudo sobre a pobreza, envolvendo 4 países (nomeadamente: Moçambique, Malawi, Tanzânia e Zimbabue), apresenta resultados que indicam que Moçambique apresenta o nível de pobreza multidimensional mais elevado, seguindo a Tanzânia. Este acrescenta que todos estes países experimentaram uma redução da taxa de pobreza ao longo dos anos, independentemente do indicador de pobreza usado. Jones &

⁶ O Índice de Gini, medida de desigualdade mais usada, saiu de 0.42 para 0.47.

Tvedten (2018), em seu estudo sobre a pobreza em Moçambique, apresentam resultados que sugerem que famílias maiores com mais dependentes apresentam menor consumo per capita e, conseqüentemente, maiores taxas de pobreza. Estes sugerem ainda que famílias chefiadas por mulheres são mais propensas à pobreza comparativamente a sua contraparte.

Verificada esta situação económica do país, que já não era favorável à situação da pobreza, devido ao escândalo da descoberta das dívidas ocultas (em 2016) estima-se que cerca de 2 milhões de habitantes moçambicanos passaram a estar abaixo da linha da pobreza de consumo (Centro de Integridade Pública, Chr. Michelsen Institute, 2021), tornando os resultados dos esforços para a redução da pobreza ainda mais preocupantes e desafiadores. Mambo, *et al* (2018), acrescentam que, para além das dívidas reveladas, a queda dos preços de alguns dos principais bens de exportação e a fraca demanda internacional devido à crise econômica na Europa e nos BRICS, foram fatores que criaram desaceleração da redução das taxas de pobreza no país.

3. Metodologia

O presente capítulo faz menção às fontes de dados usadas para a realização do estudo, bem como os métodos de estimação na modelação dos dados. Para os dados, apresenta as fontes e a metodologia usada na recolha dos mesmos. Referente aos métodos de estimação, é apresentado o método usado para a estimação dos resultados, assim como testes principais, tais como: teste de Moran (global e local), teste do multiplicador de Lagrange e teste de heterocedasticidade, assim como a estimação de efeitos parciais do modelo.

3.1. Fonte de Dados

Para a realização do presente estudo foram combinadas duas bases dados, nomeadamente: Inquérito aos Orçamentos Familiares (IOF 2014/15) e Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA em Moçambique (IMASIDA) por meio do software Q Gis, e posteriormente desenvolvida a análise econométrica no pacote estatístico R.

O Inquérito aos Orçamentos Familiares (IOF 2014/15)⁷ foi implementado entre os anos 2014 e 2015 e teve a duração de um ano, tendo sido cada agregado familiar entrevistado três vezes⁸. A amostra deste inquérito é uma subamostra baseada no III Recenseamento Geral da População

⁷ Para melhores esclarecimentos vide (MISAU, INE, ICF Internacional, 2016) e (Instituto Nacional de Estatísticas, 2015).

⁸ Não foi possível correr o inquérito no terceiro trimestre após o início do mesmo.

e Habitação de 2007. O processo de amostragem seguiu três etapas de seleção, nomeadamente: primeira etapa, foram selecionadas 1236 Unidades Primárias de Amostragem (UPA) com probabilidade proporcional ao tamanho do agregado familiar em cada província; na segunda etapa, em cada UPA, foi selecionada uma única área de enumeração; e na terceira etapa, foram selecionados 15 agregados familiares na área urbana e 12 agregados familiares na área rural (foram selecionados mais 4 agregados familiares reserva). No total foram entrevistados 11.628 agregados familiares, distribuídos proporcionalmente pelas províncias do país (6380 na área urbana e 5248 na rural).

Os dados espaciais são coordenadas geográficas⁹, em polígonos, referentes a 130 distritos em Moçambique. Estes contêm as coordenadas geográficas e os respetivos nomes para cada distrito.

O Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA em Moçambique (IMASIDA) foi desenvolvido em 2015, no âmbito do Inquérito de Demografia e Saúde (DHS) e antecede 4 bases de dados (IIM – 2007; MICS – 2008; INSIDA – 2009 e IDS - 1997, 2003 e 2011) desenhadas em moldes similares. A amostra foi definida com base no III Recenseamento Geral da População e Habitação de Moçambique conduzido em 2007. Foram também seguidas 3 etapas, nomeadamente: na primeira etapa foram selecionadas 307 unidades primárias de amostragem, mediante uma seleção sistemática de igual probabilidade; na segunda, foi selecionada uma área de enumeração em cada uma das 307 unidades primárias de Amostragem, com probabilidade proporcional ao tamanho das áreas de enumeração, resultando numa seleção de 134 áreas de enumeração nas zonas urbanas e 173 nas zonas rurais; e na terceira etapa, todos os agregados familiares foram enumerados em cada uma das 307 áreas de enumeração. Foram selecionados, em média, 24 agregados em cada área de enumeração, totalizando 7368 agregados familiares entrevistados. O questionário foi aplicado para homens e mulheres com idades entre 15-59 anos. Este visava recolher informações sobre vários temas, tais como: comportamentos reprodutivos, conhecimento sobre o HIV/SIDA, malária, imunização, fatores de risco para o HIV, violência em função do género, entre outros. Foi analisado um total de 33.043 indivíduos.

Os dados espaciais¹⁰ do IMASIDA são coordenadas geográficas, em pontos, correspondentes a 307 áreas de enumeração. Estes contêm variáveis espaciais tais como precipitação, chuva,

⁹ Disponíveis, mediante justificação em www.gadm.org.

¹⁰ Para mais esclarecimentos vide (Burgert, Colston, Roy, & Zachary, 2013).

proximidade de áreas protegidas, prevalência de malária, entre outras, para diversos anos. Por questões de manutenção da confidencialidade dos indivíduos, estas coordenadas foram deslocadas aleatoriamente. As áreas de enumeração urbanas foram deslocadas 2km e, para os clusters rurais, o deslocamento foi de 5km. Das áreas de enumeração, 1% foi deslocado, aleatoriamente a 10km. Foram tomadas as devidas precauções para que todos os pontos permanecessem dentro dos limites do país.

O indicador de pobreza usado no presente estudo é o índice de pobreza multidimensional, apresentado na base de dados do IMASIDA.

O índice de riqueza (como é chamado no IMASIDA) é uma medida composta do padrão de vida cumulativo de uma família. O mesmo é calculado usando dados fáceis de coletar sobre a propriedade de uma família de ativos selecionados, como televisores e bicicletas; materiais utilizados na construção de moradias; e tipos de acesso à água e instalações saneamento.

O Inquérito coloca todas as famílias entrevistadas em quintis de riqueza para, posteriormente comparar a influência desta em vários indicadores populacionais, de saúde e nutrição.

Para efeitos deste estudo, foi criada uma variável dummy, igual a 1 caso a família pertencesse ao primeiro ou segundo quintil (pobre e menos pobre) e 0 caso contrário. Ao ser agrupado por área de enumeração passa a refletir o número de famílias pobres na respetiva área de enumeração, permitindo assim medir a incidência da pobreza no país.

São incluídas como variáveis explicativas no modelo: proximidade com as fronteiras nacionais, proximidade com as áreas protegidas, proximidade a água, a chuva, densidade populacional, indivíduos com baixa escolaridade, presença de dependentes no agregado familiar e o local de residência.

Proximidade a fronteiras nacionais (fronteiras): representa a distância geodésica (em metros) até as fronteiras internacionais mais próximas, em cada área de enumeração. Estes dados são referentes ao ano 2014. Proximidade de áreas protegidas (áreas proteg.): distância geodésica (em metros) até a área protegida mais próxima, conforme definido pelo Centro de Monitoramento de Conservação Mundial do Meio Ambiente das Nações Unidas, em cada área de enumeração. Exemplos de locais protegidos incluem parques nacionais, florestas nacionais e praias nacionais. O conjunto de dados inclui áreas protegidas aquáticas e terrestres. Proximidade com a água (água): distância geodésica (em metros) até um lago ou litoral, em cada área de enumeração. Estes dados são referentes ao ano 2017. Chuva: compreende a precipitação média anual, em cada área de enumeração. Estes dados são referentes ao ano 2015.

Densidade Populacional: densidade populacional média ajustada pela Organização das Nações Unidas, em cada área de enumeração. Número de habitantes por quilómetro quadrado. Estes dados são referentes ao ano 2015. Indivíduos com baixa escolaridade: representa o número de indivíduos com baixa escolaridade em cada área de enumeração (os indivíduos sem educação e com apenas o nível primário). Dependentes por cluster: indivíduos com idade inferior a 18 anos e superior a 65 anos, em cada área de enumeração. Foi feito o somatório por área de enumeração. Local de residência: local de residência em que o agregado reside, em cada área de enumeração. Este pode ser urbano (variável assume o valor 1) ou rural (variável assume o valor 2).

3.2. Especificação e estimação do modelo espacial

O modelo espacial geral é apresentado da seguinte forma:

$$y = \lambda W y + X_1 \beta_1 + W X_2 \beta_2 + u$$

Com $u = \rho W u + \varepsilon$ e onde: y , é o vetor de observações da variável dependente. X_1 e X_2 representam as variáveis explicativas incluídas no modelo. W representa os pesos espaciais. β_1 e β_2 são os parâmetros desconhecidos, a estimar. λ e ρ são parâmetros espaciais autorregressivos, escalares, desconhecidos, a estimar. Estes refletem a dependência espacial na variável dependente e nos resíduos, respetivamente. E assume-se que $E(u|X, W) = 0$.

Este modelo incorpora as variantes dos modelos de regressão linear espacial¹¹, nomeadamente:

- a) $\beta = 0$ e λ ou $\rho = 0$, Modelo Espacial Autoregressivo Puro (MEAP)
- b) $\lambda = \rho = 0$, Modelo com Regressores Espacialmente Desfasados (SLX)
- c) $\lambda = 0$, $\rho \neq 0$, Modelo de Erros Espaciais (SEM)
- d) $\lambda \neq 0$, $\rho = 0$, Modelo com Variável Dependente Espacialmente Desfasada (SLM)
- e) $\lambda \neq 0$, $\rho \neq 0$, o modelo geral SARAR
- f) $\lambda = \rho = \beta_2 = 0$, modelo de regressão linear clássico

A condição de estacionariedade do modelo espacial pressupõe que $|\lambda| < 1$ e $|\rho| < 1$.

A matriz de pesos espaciais deve seguir as seguintes condições para que seja válida:

- i) Os seus elementos devem ser não negativos.
- ii) Todos os elementos da diagonal são nulos.

¹¹ (Arbia, 2014)

- iii) As somas, em linhas e em colunas, são finitas, à medida que n , a dimensão da amostra, cresce.

A matriz de pesos espaciais, W , é estandardizada por linha, pelo que a soma de cada linha é igual a um, Burridge (1980).

Para o presente estudo foi estimado o modelo com desfasamento espacial na variável dependente e o método a ser usado para a estimação da incidência da pobreza, será o dos Mínimos Quadrados a 2 passos (2SLS).

3.2.1. Heterocedasticidade

Os modelos são, geralmente, estimados assumindo a homocedasticidade, mas por razões tais como o tamanho e forma das regiões, esta hipótese pode ser considerada irrealista quando se trata de dados espaciais, (Arbia, 2014). Arbia acrescenta que dados espaciais são observados dentro de unidades que, geralmente, diferem em tamanho e forma o que faz com que a variância dos erros deixe de ser constante. Deste modo, haverá necessidade de correção da estimação da matriz de covariâncias do estimador 2SLS por meio de um procedimento ponderado.

A estatística apresentada abaixo, vai testar a presença de heterocedasticidade nos erros do modelo e a hipótese nula a ser testada será dada por: $\sigma_i^2 = \sigma_\varepsilon^2$.

$$\frac{1}{2} \left(\frac{\hat{u}^2}{\hat{\sigma}_u^2} - i \right)^T P_Z \left(\frac{\hat{u}^2}{\hat{\sigma}_u^2} - i \right) \sim \chi^2(k),$$

Onde $P_Z = Z(Z^T Z)^{-1} Z^T$, $Z = [X_1, WX_2]$, \hat{u} e $\hat{\sigma}_u^2$ são, os resíduos e a variância estimada do erro obtidos através da estimação OLS, respetivamente. O k representa o número de variáveis explicativas do modelo.

Uma vez comprovada a presença de heterocedasticidade, será utilizada a correção não paramétrica *Spatial HAC* da matriz de covariâncias estimada pelo estimador 2SLS. A abordagem não paramétrica tem vantagens sobre a versão paramétrica derivada do fato de permitir que a autocorrelação nos erros não esteja especificada, (Arbia, 2014).

De acordo com Kelejian & Prucha (2007), a estimação da matriz das variâncias e covariâncias será dada por:

$$\widehat{\Psi}_{rs} = n^{-1} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n h_{ir} h_{is} \hat{u}_i \hat{u}_j K\left(\frac{d_{ij}^*}{d}\right)$$

onde: h_{is} representa i-ésima observação correspondente a variável instrumental s ; \hat{u}_i representa os resíduos do modelo; $K(\cdot)$ denota a função kernel triangular (uma das mais usadas nestes estudos, de acordo com Arbia (2014)) d_{ij}^* representa a distância entre as observações espaciais i e j mais um possível erro de medida que é independente do termo de erro do modelo principal; d representa uma distância devidamente selecionada tal que d deverá crescer mais rápido que N à medida que $N \rightarrow \infty$.

3.3. Testes de Dependência Espacial

Para testar a dependência espacial são geralmente utilizados dois testes, considerados complementares nesta matéria, nomeadamente: teste de Moran (I) e o teste do Multiplicador de Lagrange.

3.3.1. Teste de Moran

O teste de Moran, introduzido por Moran (1950) e utilizado por Cliff & Ord (1972), no contexto da Econometria Espacial, vai permitir testar a presença de autocorrelação espacial nos resíduos da estimação do modelo OLS.

O teste de Moran pode ser apresentado sob duas formas¹²:

i) Teste de Moran Global

$$I = \frac{N}{\sum_i \sum_j w_{i,j}} \frac{\sum_i \sum_j w_{i,j} (x_i - \bar{X})(x_j - \bar{X})}{\sum_i (x_i - \bar{X})^2}$$

onde: x_i é o atributo para a região i ; x_j é o atributo para a região j ; \bar{X} é a média do atributo correspondente; $w_{i,j}$ é o peso espacial entre as regiões i e j . A hipótese nula testada é a de ausência de autocorrelação espacial nos resíduos.

Esta será a estatística global entre regiões referente à presença de autocorrelação espacial. Este é visualizado por meio de um gráfico de dispersão de Moran, no qual o declive da reta corresponde ao valor observado da estatística de Moran.

ii) Teste de Moran local¹³:

¹² Vide Anselin, Syabri, & Kho, GeoDa: An Introduction to Spatial Data, 2009.

¹³ Vide (David, et al., 2018).

$$I_i = \frac{x_i - \bar{X}}{N^{-1} \sum_i^N (x_i - \bar{X})^2} \sum_j^N w_{i,j} (x_j - \bar{X})$$

Analisa a dependência espacial de cada região e os seus vizinhos. Este fornece uma abordagem sobre o quão estável é a correlação global quando descentralizada. A média ponderada (pela matriz de pesos espaciais) do teste de Moran local vai fornecer o teste de Moran Global.

Um resultado positivo indica que uma região com elevados (baixos) índices de pobreza está circundada por regiões com também elevados (baixos) índices de pobreza. Um resultado negativo indica que uma região com elevados (baixos) índices de pobreza, estará rodeada de regiões com baixos (elevados) índices de pobreza.

O teste de Moran global apresenta a limitação que deriva do fato de não ter uma hipótese alternativa explícita, razão pela qual, é necessário o uso de um teste alternativo para aferir, a favor de qual modelo, a hipótese de ausência de autocorrelação espacial é rejeitada, (Arbia, 2014). No caso de não rejeição da hipótese nula (ausência de autocorrelação espacial), o modelo adequado a usar é o modelo de regressão linear estimado pelos Mínimos Quadrados Ordinários.

3.3.2. Teste do Multiplicador de Lagrange

Dado que o teste de Moran não apresenta uma hipótese alternativa explícita, há a necessidade de realização do teste do Multiplicador de Lagrange (LM). São apresentadas duas versões deste teste: i) com hipótese alternativa a favor do modelo de erros espaciais e ii) com hipótese alternativa a favor do modelo com variável dependente espacialmente desfasada, (Arbia, 2014).

De acordo com Burridge (1980) teste do Multiplicador de Lagrange para o modelo de erros espaciais vai testar sob a hipótese nula que $\rho = 0$ dado que requer apenas a estimação do modelo restrito; os testes de Wald e rácio de verosimilhança são mais complexos dada a necessidade do cálculo das estimativas de máxima verosimilhança sem a restrição sobre o parâmetro λ . Torój (2022) explica que o problema de testar um parâmetro espacial sem tomar em consideração outro, tem como consequência que o teste para o modelo de erros espaciais, vai rejeitar a H_0 mesmo sob falsa H_1 (sendo a verdadeira a H_1 do segundo teste, no caso do exemplo, o SLM) e vice-versa. Por esta razão, é sugerido o uso do teste robusto apresentado por Anselin,

et al. (1996) que, por construção, excluem a possibilidade de um processo incorreto ser capturado pela hipótese alternativa:

$$RLM_{SEM} = \frac{N^2}{A_1[1 - A_1(A_1 + A_2)]} \left[\frac{\hat{\varepsilon}^T W \hat{\varepsilon}}{\hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}} - \frac{A_1}{A_1 + A_2} \frac{\hat{\varepsilon}^T W Y}{\hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}} \right]^2 \sim \chi^2_{(1)}$$

$$RLM_{SLM} = \frac{N^2}{A_2} \left[\frac{\hat{\varepsilon}^T W Y}{\hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}} - \frac{\hat{\varepsilon}^T W \hat{\varepsilon}}{\hat{\varepsilon}^T \hat{\varepsilon}} \right]^2 \sim \chi^2_{(1)}$$

Onde $A_1 = Tr(W^T W + W W)$, $(W Z \beta)^T (I - P_Z) \frac{W Z \hat{\beta}}{\hat{\sigma}_\varepsilon^2}$, $P_Z = Z(Z^T Z)^{-1} Z^T$, $Y = Z \beta + \varepsilon$, $Z = [X_1, W X_2]$.

Deste modo, Ywata & Albuquerque (2011) sugerem que sejam seguidos os seguintes passos como forma de decidir que modelo melhor se adequa aos dados em análise:

- a) Em caso de não rejeição da hipótese nula do teste LM, o modelo adequado será o modelo clássico de regressão linear, estimado pelo OLS.
- b) Estatística LM para o modelo SEM significativa e estatística para o modelo SLM não significativa, o modelo adequado será o modelo de erros espaciais (SEM).
- c) Estatística LM para o modelo SEM não significativa e estatística para o modelo SLM significativa, o modelo adequado será o modelo com a variável dependente espacialmente desfasada (SLM).
- d) Estatística LM para o modelo SEM significativa e estatística para o modelo SLM significativa, recorre-se ao teste robusto o modelo adequado será dado pelo teste que apresentar maior significância.

3.4. Efeitos parciais

De acordo com LeSage & Pace (2009) a regressão linear tem interpretação dos efeitos parciais diretos da variação da variável dependente em função da variação unitária das variáveis explicativas, *ceteris paribus*. Isto verifica-se dada a linearidade e a assunção da independência das observações no modelo. Para o modelo com desfasamento espacial na variável dependente ou nas variáveis explicativas, a interpretação dos efeitos parciais é mais rica, porém mais complexa. Essencialmente, os modelos de regressão espacial expandem o conjunto de informações para incluir efeitos criados por/em regiões vizinhas, e há um efeito adicional relacionado a estas (o chamado *spillover effect*), (LeSage & Pace, 2009). Para o modelo de erros espaciais, os efeitos parciais são interpretados diretamente.

Dado o facto do efeito na variável dependente variar em função da alteração unitária da variável explicativa na região em análise, mas também em/das regiões vizinhas, LeSage & Pace (2009) definem os efeitos parciais, da seguinte forma: i) efeito direto - caracteriza o impacto médio de uma mudança da variável explicativa na variável dependente para o mesmo local; ii) efeito indireto - caracteriza o impacto médio de uma mudança da variável explicativa em cada local sobre a variável dependente em diferentes locais e iii) efeito total - representa a soma dos efeitos direto e indireto.

$$\frac{\partial E(y_i|X,W)}{\partial x_{ki}} = s_{ii}\beta_k \quad \text{Efeito Direto}$$

$$\frac{\partial E(y_i|X,W)}{\partial x_{kj}} = s_{ij}\beta_k \quad \text{Efeito Indireto}$$

Onde s_{ii} é o elemento (i,i) e s_{ij} é o elemento (i,j) da matriz $S = (I - \lambda W)^{-1}$, respetivamente.

Resumidamente, o efeito direto será o efeito resultante de uma variação unitária em x_{ki} sobre y_i e dado por β_k ; o efeito indireto será o efeito resultante da existência de dependência espacial na variável dependente.

4. Resultados e discussão

O presente capítulo apresenta os resultados obtidos na análise econométrica realizada. São primeiro apresentadas as estatísticas descritivas para a variável dependente e de seguida os resultados dos testes de dependência espacial. Posteriormente, os resultados da estimação do modelo de regressão linear, através do OLS e os resultados da estimação do modelo espacial, através do 2SLS, assim como a discussão dos mesmos. Ambos os métodos de estimação consideram a versão *Spatial* HAC da matriz de covariância dos coeficientes estimados.

4.1. Estatísticas Descritivas

4.1.1. Variável dependente – incidência da pobreza

O indicador de pobreza usado no presente estudo é o índice de pobreza multidimensional, apresentado na base de dados do IMASIDA, que ao ser agrupado por área de enumeração passa a refletir o número de famílias pobres, permitindo assim medir a incidência da pobreza no país.

A figura 4.1. apresenta a distribuição das famílias pobres em Moçambique (incidência da pobreza). Os resultados corroboram a informação apresentada no capítulo do enquadramento

empírico que indica que a pobreza em Moçambique é predominante na região norte do país. A província de Nampula, é a região mais populosa do país, seguida da Zambézia; Niassa é a maior província do país, (Instituto Nacional de Estatísticas, 2021). Estes são dois fatores que contribuem para os elevados níveis de pobreza verificados nestas regiões. De acordo com Castigo & Salvucci (2017), a incidência da pobreza é caracterizada por grandes disparidades entre regiões e províncias, afetando mais da metade da população rural. As províncias, apresentadas por estes autores, como as mais afetadas pela incidência da pobreza são as províncias de Niassa, Nampula e Zambézia e as menos afetadas são a Cidade de Maputo e as províncias de Maputo e Tete.

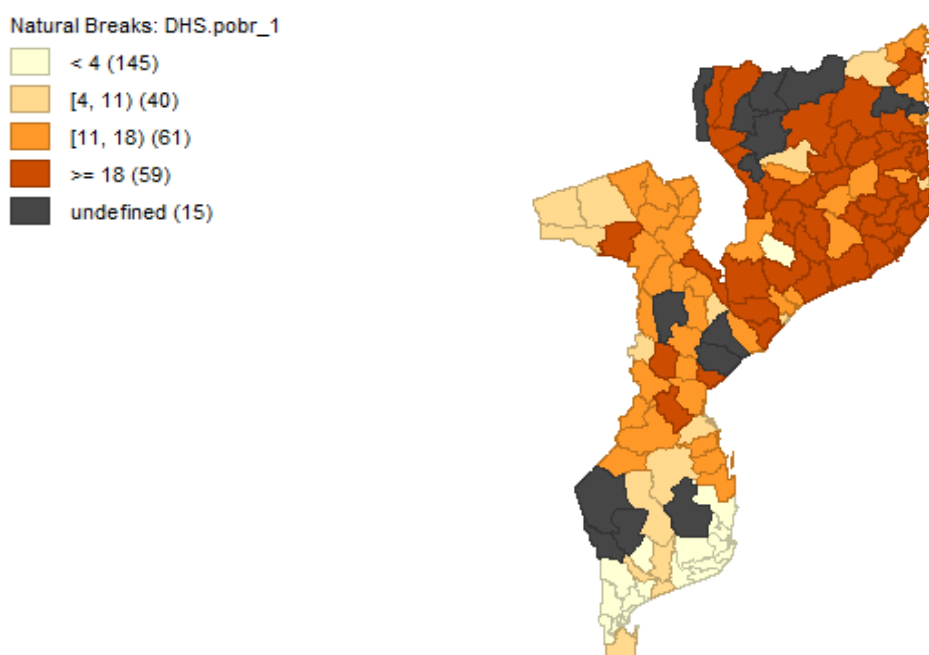


Figura 4.1. Incidência da pobreza ao longo do país.

As áreas descritas como “*undefined*” dizem respeito a áreas onde não é conhecido o número de agregados familiares considerados pobres (pode ter sido por dificuldade em termos de acesso a estas regiões, por estas regiões não terem sido planificadas para o estudo ou ainda outra razão não clara). No distrito de Pebane, província da Zambézia, houve uma área de enumeração onde todos os agregados familiares entrevistados foram considerados pobres, sendo esta região a que contém o número máximo de famílias consideradas pobres. Os resultados indicam uma média de 8 agregados pobres por área de enumeração¹⁴.

¹⁴ Vide ponto 1 dos anexos

4.1.2. Variáveis explicativas

Para o presente estudo foram incorporadas as seguintes variáveis explicativas: proximidade a fronteiras nacionais, proximidade a áreas protegidas, proximidade a alguma fonte de água, densidade populacional, indivíduos com baixa escolaridade, número de dependentes no agregado familiar e o local de residência (urbano-rural). As respetivas estatísticas descritivas são apresentadas na tabela abaixo.

Variável	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Proximidade a fronteiras nacionais	49.34	49.34	0.08	244.35
Proximidade a áreas protegidas	94.15	52.13	2.79	237.01
Proximidade a alguma fonte de água	54.57	53.33	0.35	244.35
Chuva	785.33	296.90	317.60	1754.00
Densidade Populacional	0.96	2.37	0.00	15.99
Baixa escolaridade	38.62	15.26	5.00	102.00
Dependentes	62.79	13.56	29.00	111.00
Local de residência (urbano ou rural)	1.61	0.49	1.00	2.00

Tabela 4.1 Estatísticas descritivas das variáveis explicativas incorporadas no modelo.

Pela tabela apresentada acima, pode verificar-se que o tempo médio em termos de proximidade a uma fronteira nacional é de 49 metros, sendo 0.08 o mínimo e 244 metros o máximo. Para a proximidade a áreas protegidas a média é de 94 metros, sendo o seu máximo, em termos de distância, medida em metros, de 237. Referente à chuva, a precipitação média anual foi de 785mm, tendo sido o mínimo de 318mm e o máximo de 1,754mm. A densidade populacional média é de 1 habitante por km², sendo o seu máximo de 16 habitantes por km². Os indivíduos com baixa escolaridade estão em uma média de 39, por área de enumeração e o número de dependentes é de 63 indivíduos, em média por área de enumeração. Quanto ao local de residência, verifica-se que 60% dos entrevistados é residente em zonas rurais.

4.2. Dependência Espacial

4.2.1. Teste de Moran

Tratando-se de dados espaciais, foi implementado o teste de dependência espacial conhecido como teste de Moran (I) e a tabela 4.1 apresenta os resultados deste teste.

Pode verificar-se que a estatística de Moran é positiva e significativa, motivação esta usada para o desenvolvimento do presente estudo. Isto significa que regiões com baixo (ou alto) número de famílias consideradas pobres estão circundadas por regiões com também baixo (ou alto) número de famílias pobres.

Estatística de Moran (I)	Expectativa	Valor p
0.466	-0.004	≈ 0.000

Tabela 4.2. Resultado do teste de Moran

Foi realizado também o teste de Moran local¹⁵, este mostra significância positiva no quadrante *high-high* (correlação positiva), mais a norte do país. Contrariamente, a sul do país verifica-se que regiões com baixo número de famílias consideradas pobres estão rodeadas por regiões com agregados considerados não pobres (correlação negativa). Este resultado interessante pode ser usado como indício do nível de desigualdade existente na região sul do país (tanto entre regiões – Sul, Centro e Norte – como dentro da mesma província, entre os respetivos distritos) e ainda como indicador de quebra de estrutura nos coeficientes do modelo de regressão.

4.2.2. Teste do Multiplicador de Lagrange

O teste do multiplicador de Lagrange é realizado com o intuito de verificar qual modelo espacial melhor se ajusta aos dados em análise. Realizados os testes LM (Multiplicador de Lagrange), robusto e não robusto, tidos como complementares ao teste de Moran, os resultados direcionam o estudo para o uso do modelo com variável dependente espacialmente desfasada.

Modelo	Valor da estatística	Valor p
SEM	34.203	≈ 0.000
SLM	39.655	≈ 0.000
Robusto		
SEM	6.877	0.009
SLM	12.33	≈ 0.000
SARAR	46.532	≈ 0.000

Tabela 4.3. Resultados do teste do Multiplicador de Lagrange para dados espaciais

Apresentada a evidência estatística de existência de dependência espacial, o estimador OLS passa a ser não centrado e consistente, pelo que, será necessário recorrer ao método de estimação a dois passos, por forma a controlar a endogeneidade existente.

¹⁵ Vide ponto 4 dos anexos

4.3. *Estimação do modelo com variável dependente espacialmente desfasada*

Os resultados apresentados nesta seção foram estimados pelo método 2SLS com erros padrão robustos, corrigidos através da versão não paramétrica *Spatial HAC* (após realização do teste à presença de heterocedasticidade no modelo).

O valor das estatísticas do teste relativo à presença de heterocedasticidade a seguir apresentadas, sugerem evidência estatística desfavorável à hipótese nula de homocedasticidade, razão pela qual é aplicado o *Spatial HAC*.

	Estatística	Graus de liberdade	Valor p
OLS	27.9	8	0.001
Modelo Espacial	67.55	9	≈ 0.000

Tabela 4.4 Resultados do teste à presença de heterocedasticidade.

Como ponto de partida, foi estimado o modelo linear pelo OLS, cujos resultados estão apresentados na tabela 4.5. Todas as variáveis, com a exceção das variáveis: proximidade às fronteiras, proximidade a alguma fonte de água e a densidade populacional, são significativas e a 1%. Em particular, as variáveis: chuva, nível de educação e local de residência têm uma relação positiva com o número de famílias pobres, enquanto a proximidade a áreas protegidas e o número de dependentes apresentam um sinal negativo.

<i>Variável</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Erros padrão robustos</i>	<i>Significância</i>
Proximidade a fronteiras nacionais	0.01887	0.0116	ns
Proximidade a áreas protegidas	-0.0144	0.0045	***
Proximidade a alguma fonte de água	-0.01248	0.0132	ns
Chuva	0.01003	0.0016	***
Densidade Populacional	0.0000006	0.00013	ns
Baixa escolaridade	0.2086	0.0364	***
Dependentes	-0.1483	0.0368	***
Local de residência (urbano ou rural)	7.1791	2.3191	***
intercepto	-8.7719	3.3649	***

Níveis de significância: ***1%; **5%; *10%; 'ns' não significativo

Tabela 4.5. Resultados da estimação do modelo linear pelo OLS

Ao estimar-se o modelo espacial, são obtidos os resultados apresentados na tabela 4.6. Pelos resultados, pode verificar-se que, todos os coeficientes estimados são estatisticamente diferentes de zero, incluindo o efeito espacial, que é significativo a menos de 1%, mostrando que o número de famílias consideradas pobres está significativamente relacionado com o

número de famílias pobres de regiões vizinhas, sendo o seu valor de 0.5687. Os efeitos da autocorrelação espacial existentes nos erros foram tomados em conta, através da estimação dos erros padrão dos coeficientes do modelo com recurso à correção não paramétrica *Spatial HAC*.

No estudo desenvolvido por David, *et al.* (2018), na vizinha África do Sul, os resultados mostram que há evidência empírica para afirmar que em termos de modelo espacial, é significativo o modelo com variável dependente espacialmente desfasada, enquanto no estudo desenvolvido por Paraguas & Kamil (2005), a pobreza no Bangladesh segue um SARAR.

A proximidade à alguma fonte de água é significativa a apenas 10%. A proximidade a alguma fronteira e a alguma área protegida são significativas a 5% e as restantes variáveis são significativas a menos de 1%.

<i>Variável</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Erros padrão</i>	
		<i>robustos</i>	<i>Significância</i>
Proximidade a fronteiras nacionais	0.0188	0.0087	**
Proximidade a áreas protegidas	-0.0076	0.0029	**
Proximidade a alguma fonte de água	-0.0227	0.0119	*
Chuva	0.0033	0.0011	***
Densidade Populacional	0.0002	0.00009	***
Baixa escolaridade	0.1594	0.0268	***
Dependentes	-0.1482	0.0302	***
Local de residência (urbano ou rural)	7.7687	2.2475	***
intercepto	-7.5562	3.2962	**
λ	0.5687	0.1051	***

Níveis de significância:***1%; ** 5%; * 10%; 'ns' não significativo

Tabela 4.6. Resultado da estimação do modelo espacial pelo 2SLS

É de notar que as variáveis tais como proximidade a áreas protegidas, queda de chuvas, nível de educação, número de dependentes no agregado e o local de residência mantêm-se significativas, comparativamente ao OLS. Há alteração para as variáveis: proximidade a alguma fronteira, proximidade a alguma fonte de água e a densidade populacional que passam a ser significativas no modelo espacial. Os sinais associados aos coeficientes estimados mantêm-se inalterados.

São também calculados efeitos parciais que vão indicar o efeito direto das variáveis explicativas na região em causa, assim como o efeito da pobreza de regiões vizinhas na região

em análise. A tabela 4.7. apresenta a magnitude destes efeitos parciais das variáveis explicativas na incidência da pobreza.

Pelos resultados obtidos, pode notar-se que, para as variáveis: proximidade com fronteiras nacionais, proximidade de áreas protegidas, proximidade de alguma fonte de água, densidade populacional, nível de educação dos indivíduos e o número de dependentes no agregado tem efeito na pobreza apenas da região em análise (exemplo: estar próximo de uma fronteira nacional vai ter impacto na pobreza apenas dessa mesma região sendo analisada – impacto estatisticamente significativo). Estes resultados parecem fazer sentido dada a própria natureza das variáveis, onde (por exemplo) estar próximo de uma fonte de água numa região, não vai impactar (estatisticamente) na pobreza da região vizinha/adjacente. Variáveis como chuva e local de residência afetam a pobreza, tanto na região em análise, como nas regiões vizinhas. Ou seja, estas variáveis (em princípio) ocorrem para duas regiões vizinhas em simultâneo, tendo em conta o tamanho da região no presente estudo - que é a área de enumeração -, o que significa que, se chove numa área de enumeração, é muito provável que na área de enumeração vizinha também esteja a chover e, se esta chuva impacta na pobreza, o impacto será para as duas regiões, no mesmo sentido, *ceteris paribus*.

<i>Variável</i>	<i>Direto</i>	<i>Significância</i>	<i>Indireto</i>	<i>Significância</i>	<i>Total</i>	<i>Significância</i>
Proximidade a fronteiras nacionais	0.01961	**	0.02405	ns	0.04367	*
Proximidade a áreas protegidas	-0.00788	**	-0.00967	ns	-0.01755	*
Proximidade a alguma fonte de água	-0.02368	*	-0.02903	ns	-0.05271	ns
Chuva	0.0034	***	0.00417	***	0.00757	***
Densidade Populacional	0.00025	***	0.00031	ns	0.00056	*
Baixa escolaridade	0.16602	***	0.2036	ns	0.36962	**
Dependentes	-0.15438	***	-0.18932	ns	-0.34371	**
Local de residência (urbano ou rural)	8.09085	***	9.92217	**	18.01302	***

Níveis de significância:***1%; ** 5%; * 10%; ns não significativo

Tabela 4.7. Resultados da estimação dos efeitos parciais

A densidade populacional apresenta um sinal esperado, sendo que quanto maior for o número de habitantes por quilómetro quadrado maior será a incidência da pobreza; Hansine & Arnaldo (2019) escrevem que o aglomerado de pessoas em determinadas regiões e, particularmente em África, é um dos obstáculos ao desenvolvimento socioeconómico, ou seja, o crescimento populacional sem que as condições de vida melhorem. Vista & Murayama (2011) apresentam em seu estudo, um resultado negativo. Os mesmos justificam este resultado afirmando que, de acordo com o mapa, as duas principais cidades e municípios incluídos em sua análise apresentaram uma taxa de crescimento relativamente maior em comparação com o resto do local de estudo e que, isso pode significar que, normalmente a população cresceu mais rápido

nas áreas em melhor situação, especialmente nas principais cidades e municípios próximos, do que nas áreas mais pobres.

Os resultados da análise espacial econométrica feita por David, *et al.*, (2018) indicam que há uma relação negativa entre o PIB per capita, o nível de educação e a pobreza na África do Sul. No presente estudo foi apenas incluída a variável relativa à educação, e pode verificar-se que esta tem uma relação positiva com a pobreza. A educação apresenta este sinal devido à construção da própria variável, indicando que quanto maior for o número de indivíduos com baixa escolaridade maior será a incidência da pobreza. Os fatores espaciais tais como: chuva e temperatura não são significativos para a pobreza a nível de municípios (David, *et al.*, 2018), enquanto no estudo desenvolvido por Vista & Murayama (2011), variáveis espaciais tais como: elevação, chuva e declive são significativas para a pobreza. Nos resultados obtidos para Moçambique, a chuva é uma variável estatisticamente significativa e apresenta um resultado positivo, o qual não era esperado. Este resultado sugere que, quanto maior for a queda de chuvas, maior será a incidência da pobreza. Esta relação pode verificar-se devido a ocorrência de calamidades naturais no país, tais como chuvas fortes e ciclones. A terra arável ficou com excesso de água o que tornou difícil o desenvolvimento da agricultura que é considerada a base do desenvolvimento nacional. Vista & Murayama (2011) apresentam um valor negativo e significativo para a chuva, indicando que quanto maior for a queda das chuvas, menor será a incidência da pobreza nas Filipinas. Estes escrevem ainda que, as áreas ecologicamente pobres que podem ser caracterizadas por secas devido à falta de água apresentam alto índice de pobreza porque esses locais não são muito adequados para a agricultura ou pecuária comercial. Minot, *et al.* (2006) em seu estudo escrevem que a baixa ocorrência de chuvas está relacionada com elevadas taxas de pobreza no Vietname, assim como no estudo desenvolvido por Benson, *et al.* (2003).

O número de dependentes apresenta um resultado bastante interessante, uma vez que apresenta o sinal negativo, indicando que quanto maior for o número de dependentes menor será o número de famílias pobres. Este facto pode estar associado ao facto de, em zonas rurais (geralmente consideradas as mais pobres), as crianças e adolescentes serem trabalhadores das pequenas/médias plantações que existem, contribuindo assim significativamente para a existência de produtos para o consumo da família. Jones & Tvedten (2018), em seu estudo sobre a pobreza em Moçambique, apresentam resultados que sugerem que famílias maiores com mais dependentes apresentam menor consumo per capita e, conseqüentemente, maiores taxas de pobreza, o que contraria os resultados obtidos no presente estudo. Estes sugerem ainda

que famílias chefiadas por mulheres são mais propensas à pobreza comparativamente à sua contraparte. Esta variável (famílias chefiadas por mulheres) foi inicialmente adicionada ao modelo (no presente estudo) tendo se mostrado não significativa e, após execução de alguns testes, a mesma foi removida dada a sua não relevância. Jones & Tvedten (2018) escrevem ainda que a estrutura familiar contribui de forma significativa para a pobreza. Rupasingha & Goetz (2007) apresentam resultados também similares aos apresentados por Jones & Tvedten (2018). Jones & Tvedten (2018) concluem, em seu estudo, citando Ministério de Economia e Finanças (2016) que seus resultados substanciam a narrativa oficial de que a pobreza em Moçambique está amplamente associada a: i) baixos níveis de educação (resultado também verificado no presente estudo); ii) maior número de membros dependentes da família e iii) baixos retornos para atividades económicas na agricultura (rural) vs manufatura e serviços.

O local de residência apresenta uma relação esperada, onde residir em zonas rurais aumenta a incidência da pobreza no país. A proximidade a alguma fonte de água apresenta um sinal negativo. Este resultado sugere que estar próximo de uma fonte de água ajuda na redução da pobreza na região. O parâmetro estimado para a proximidade de áreas transfronteiriças apresenta também um resultado interessante, indicando que, quanto mais próximo se estiver das fronteiras, maior será a incidência da pobreza. Segundo Neto (2016), estes distritos são essencialmente rurais, sendo que as infraestruturas são maioritariamente precárias e há, geralmente, conflitos de posses de terra.

5. Conclusão

O presente estudo visa analisar espacialmente a pobreza em Moçambique. A pobreza de consumo afeta cerca de 46% dos moçambicanos e cerca 55% do ponto de vista de pobreza multidimensional, o que ameaça os resultados alcançados até recentemente, desafiando os decisores políticos a buscar melhores soluções.

Pelos resultados obtidos para Moçambique, verifica-se que o parâmetro da variável dependente espacialmente desfasada é positivo e significativo. A literatura mostra que, para famílias com maior número de dependentes e chefiadas por mulheres, a taxa de pobreza tende a ser maior quando comparada à sua contraparte. Mas, para a situação de Moçambique, particularmente para o presente estudo, os agregados chefiados por mulheres não se apresentaram como uma variável significativa no modelo e o número de dependentes apresentou um sinal não esperado. O coeficiente da variável “número de dependentes” apresenta um resultado não esperado dado

que Jones & Tvedten (2018) concluem, em seu estudo, citando Ministério de Economia e Finanças (2016) que maior número de membros dependentes da família é fator incrementador das taxas de pobreza e no presente estudo este apresenta uma relação contrária com a pobreza. Referente aos efeitos parciais, maior parte destes são significativos apenas na região em análise, com a exceção da queda de chuva e o facto do indivíduo residir em zona rural, onde estas são significativas também nas regiões vizinhas. Ainda referente à chuva, para estudos apresentados na literatura, tais como Vista & Murayama (2011) e Minot, *et al.* (2006) a variável apresenta um valor negativo e significativo, indicando que quanto maior for a queda das chuvas, menor será a incidência da pobreza nas Filipinas e Vietnam, respetivamente. Para Moçambique, o coeficiente desta variável apresenta um valor positivo (quanto maior for a queda de chuva, maior será a incidência da pobreza), o que pode ser justificado pelo fato dos dados terem sido recolhidos no momento após a ocorrência de ciclones e a terra se encontrar saturada e não apropriada para a produção, sendo a agricultura a base do desenvolvimento nacional, pela Constituição.

A correlação espacial negativa existente na região sul, para o teste de Moran local, pode ser um ponto de partida para demonstrar, empiricamente, a desigualdade intra-provincial que se verifica nas províncias de Maputo e Maputo Cidade, onde existe uma elevada disparidade em temáticas como material de construção usado e padrão de vida dentro do mesmo bairro.

A dimensão espacial da pobreza necessita de ser mais desenvolvida visto estar presente nesta área, que é a pobreza. Os resultados aqui apresentados sugerem que um tratamento apenas da região considerada pobre pode trazer resultados positivos, mas não satisfatórios dada a correlação espacial existente entre regiões vizinhas/adjacentes. O presente estudo visa também instigar académicos e decisores políticos a incorporarem a dimensão espacial tendo como objetivo a melhoria de resultados no âmbito da redução da pobreza, bem como de outras questões consideradas prioritárias no país.

Cada região tem as suas dinâmicas económicas de modo que, os programas devem ser desenhados tendo em consideração a localização geográfica dos “pobres”.

6. Referências Bibliográficas

- Instituto Nacional de Estatísticas. (09 de July de 2021). *Instituto Nacional de Estatísticas*. Obtido de INE. Notícias: <http://www.ine.gov.mz/noticias/populacao-mocambicana-para-2021>
- Amato, P. R., & Zuo, J. (1992). Rural Poverty, Urban Poverty and Psychological Well-being. *Social Quarterly*, 33, 229-240.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. California, Santa Barbara: Kluwer Academic Publishers.
- Anselin, L. (1999). The Future of Spatial Analysis in the Social Sciences. *Geographic Information Sciences*, 5(2), 67-76.
- Anselin, L. (2001). Spatial Econometrics. Em B. H. Baltagi (Ed.), *A Companion to Theoretical Econometrics* (pp. 1-21). BlackWell Publishing, Ltd.
- Anselin, L. (2007). *Spatial Regression Analysis in R: A Workbook*. Illinois: Center for Spatially Integrated Social Science.
- Anselin, L. (2010). Thirty Years os Spatial Econometrics. *Regional Science*, 89, 3-25. doi:<http://dx.doi.org/10.1111/j.1435-5957.2010.00279.x>
- Anselin, L., Bera, A. K., Florax, R., & Yoon, M. J. (1996). Simple Diagnostic Tests for Spatial Dependence. (Elsevier, Ed.) *regional science & urban economics*, 26, 77-104.
- Anselin, L., Syabri, I., & Kho, Y. (2009). GeoDa: An Introduction to Spatial Data. Em L. Anselin, I. Syabri, & Y. Kho, *Handbook of Applied Spatial Analysis* (pp. 73-89). Springer.
- Arbia, G. (2014). *A primer for Spatial Econometrics with Applications in R* (1st ed.). London: Palgrave Macmillan.
- Arndt, C., Hussain, M. A., Salvucci, V., Tarp, F., & Osterdal, L. P. (2015). *Poverty mapping based on first order dominance with an example from Mozambique*. Helsinki, Finland: UNU-WIDER.
- Arndt, C., Jones, S., & Tarp, F. (2015). Off-track or temporarily sidelined? *UNU-WIDER*, 1-27.
- Banco Mundial. (2008). *Poverty data A supplement to World Development Indicators 2008*. Washington DC: World Bank.
- Batana, Y. M. (2013). Multidimensional Measurement of Poverty Among Women in Sub-Saharan Africa. *Social Indicators Research*, 112, 337-362.
- Bedi, T., Coudouel, A., & Simler, K. (2007). *More than a Pretty Picture: Using Poverty Maps to Design Better Policies and Interventions*. Washington DC: World Bank.
- Benson, T., Chamberlin, J., & Rhinehart, I. (2003). *An investigation of the spatial determinants of the local prevalence of poverty in rural Malawi*. Washington, DC: International Food Policy Research Institute.
- Bérenger, V. (2017). The counting approach to multidimensional poverty: The case of four African countries. *UNU-WIDER*, 1-33.
- Bourguignon, F., & Chakravarty, S. R. (2019). The Measurement of Multidimensional Poverty. *Journal of Economic Inequality*, 1, 83-107. doi:https://doi.org/10.1007/978-981-13-3432-0_7

- Burgert, C. R., Colston, J., Roy, T., & Zachary, B. (2013). *Geographic Displacement Procedure and Georeferenced Data Release Policy for the Demographic and Health Survey: DHS Spatial Analysis Report N. 7*. Calverton, Maryland, USA: ICF International.
- Burridge, P. (1980). On the Cliff-ord test for Spatial Correlation. *Journal of the Royal Statistical Society*, 4, 107-108. doi:<https://doi.org/10.1111/J.2517-6161.1980.TB01108.X>
- Castigo, F., & Salvucci, V. (2017). *Estimativas e Perfil da Pobreza em Moçambique: Uma análise Baseada no Inquérito Sobre Orçamento Familiar - IOF 2014/15*. UNU-WIDER.
- Centro de Integridade Pública, Chr. Michelsen Institute. (2021). *Custos e Consequências das Dívidas Ocultas para Moçambique*. Maputo, Bergen.
- David, A., Guilbert, N., Hamaguchi, N., Higashi, Y., Hino, H., Leibbrandt, M., & Shifa, M. (2018). Spatial Poverty and Inequality in South Africa: A Municipality Level Analysis. *SALDRU*, 1-39.
- Davis, E. P., & Sanchez-Martinez, M. (2014). A Review of the Economic Theories of Poverty. *National Institute of Economic and Social Research, Discussion paper 435*, 1-65.
- Egger, E.-M., Salvucci, V., & Tarp, F. (2020). Evolution of multidimensional poverty in crisis-ridden Mozambique. *UNU-WIDER*, 1-26.
- Foster, J. E. (1998). Absolute versus Relative Poverty. *American Economic Review*, 88, 335-341.
- Foster, J., Greer, J., & Thorbecke, E. (1984). A Class of Decomposable Poverty Measures. *Econometrica*, 52(3), 761-766. doi:<https://doi.org/10.2307/1913475>
- Friedman, S., & Lichter, D. T. (1998). Spatial Inequality and Poverty Among American Children. *Population Research and Policy Review*, 17(2), 91-109.
- Glauben, T., Herzfeld, T., Rozelle, S., & Wang, X. (2012). Persistent Poverty in Rural China: Where, Why, and How to Escape? *World Development*, 40, 784-795.
- Golgher, A. B., & Voss, P. R. (2016). How to Interpret the Coefficients of Spatial Models: Spillovers, Direct and Indirect Effects. *Spatial Demography*, 4, 175-205.
- Hansine, R., & Arnaldo, C. (2019). *Desafios para Moçambique: Natureza Demográfica e consequências do crescimento urbano em Moçambique*. Maputo: IESE.
- Instituto Nacional de Estatísticas . (2015). *Relatório Final do Inquérito ao Orçamento Familiar - IOF 2014/15*. Maputo, Moçambique.
- Jalan, J., & Ravallion, M. (2002). Geographic poverty traps? A micro model of consumption growth in rural China. *Journal of Applied Econometrics*, 17, 329-346.
- Jing-hu, P., & Wen-Jing, J. (2014). Spatial Econometrics Analysis on Regional Economic Disparity of National-Level Poor Counties in China. *CNKI*.
- Jones, S., & Tvedten, I. (2018). What does it mean to be poor? Investigating the qualitative-quantitative divide in Mozambique. *UNU-WIDER*, 1-27.
- Kam, S. P., Bose, M. L., Latif, T., Chowdhury, M. A., Hussain, S. G., Ahmed, M., . . . Hossain, M. (2004). Geographical Concentration of Rural Poverty in Bangladesh.
- Kamenetsky, M., Chi, G., Wang, D., & Zhu, J. (2019). Spatial Regression Analysis of Poverty in R. *Spatial Demography*, 7, 1-37.

- Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (1998). A Generalized Spatial Two-Stage Least Squares Procedure for Estimating a Spatial Autoregressive Model with Autoregressive Disturbances. *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17, 99-121. doi:<https://doi.org/10.1023/A:1007707430416>
- Kelejian, H. H., & Prucha, I. R. (2007). HAC Estimation in a Spatial Framework. (Elsevier, Ed.) *Journal of Econometrics*, 140, 131-154.
- Lee, L.-F. (2004). Asymptotic Distributions of Quasi-Maximum Likelihood Estimator for Spatial Autoregressive Models. *Econometrica*, 72(6), 1899-1925.
- LeSage, J. P. (2008). An Introduction to Spatial Econometrics. *Revue D'economie Industrielle*, 123, 19-44.
- LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to Spatial Econometrics, Statistics: A Series of Textbooks and Monographs*. CRC, Press.
- Li, T., Cao, X., Qiu, M., & Li, Y. (2020). Exploring the Spatial Determinants of Rural Poverty in the Interprovincial Border Areas of the Loess Plateau in China: A Village-Level Analysis Using Geographically Weighted Regression. *International Journal of Geo - Information*, 9, 345-364.
- Liu, Y., Liu, J., & Zhou, Y. (2017). Spatio-temporal Patterns of Rural Poverty in China and Targeted Poverty Alleviation Strategies. *Journal of Rural Studies*, 52, 66-75.
- Lok-Dessallien, R. (2000). *Review of Poverty Concepts*. kambig.ui.ac.
- Mambo, F., Paris, Y., Salvucci, V., & Santos, R. (2018). *Simulating the effect on households' real consumption and poverty of the increase in prices that followed the 2015-16 economic crisis in Mozambique*. Helsinki, Finland: United Nations University World Institute for Development Economics Research.
- Milbourne, P. (2010). The Geographies of Poverty and Welfare. *Geography Compass*, 4, 158-171.
- Ministério de Economia e Finanças. (2016). *Pobreza e bem-estar em Moçambique. Quarta avaliação nacional. Inquérito ao Orçamnto Familiar - IOF 2014/15*. Maputo.
- Minot, N., Baulch, B., & Epprecht, M. (2006). *Poverty and inequality in Vietnam-spatial patterns and geographic determinants*. Washington DC: International Food Policy Research Institute.
- MISAU, INE, ICF Internacional. (2016). *Inquérito de Indicadores de Imunização, Malária e HIV/SIDA em Moçambique (IMASIDA) 2015: Relatório de Indicadores Básicos. 2015*. Maputo, Moçambique; Maryland, EUA.
- Moran, P. A. (1950). A test for the serial independence of residuals. *Biometrika*, 37, 178 - 181. doi:<http://dx.doi.org/10.1093/biomet/37.1-2.178>
- Moran, P. A. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37, 17-23.
- Nações Unidas. (2020). *Global issues: Ending Poverty*. Obtido em 02 de June de 2021, de <https://www.un.org/en/global-issues/ending-poverty>
- Neto, A. G. (2016). Os Distritos Fronteiriços De Moçambique. *ACTA Geográfica*, 72-91.

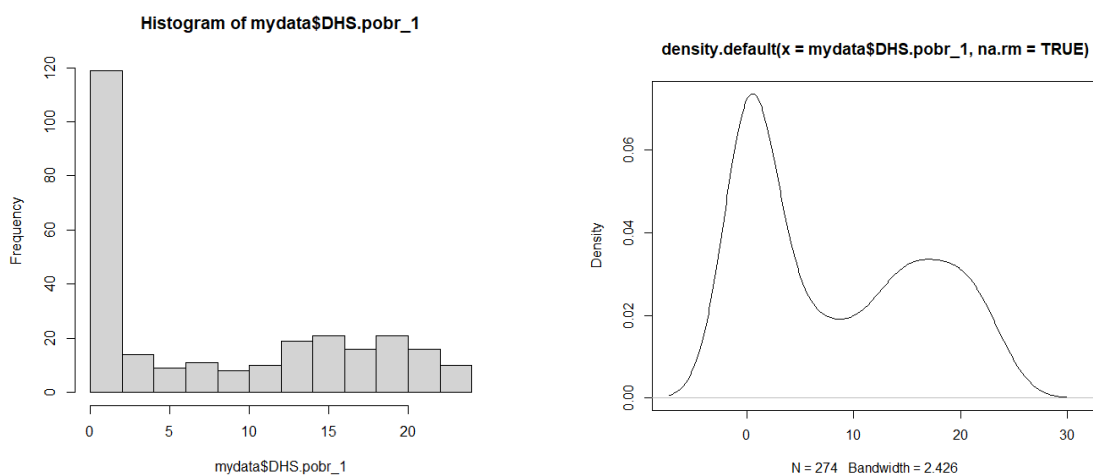
- Okwi, P. O., Ndeng'e, G., Kristjanson, P., Arunga, M., Notenbaert, A., Omolo, A., . . . Owuor, J. (2007). Spatial Determinants of Poverty in Rural Kenya. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 104(43), 16769-16774. doi:<https://doi.org/10.1073/pnas.0611107104>
- Paraguas, F. J., & Kamil, A. A. (2005). *Spatial Econometrics Modeling of Poverty*. Tenerife: School of Mathematical Sciences.
- Partridge, M. D., Boarnet, M., Brakman, S., & Ottaviano, G. (2012). Introduction: Whither Spatial Econometrics? *Journal of Regional Science*, 52, 167-171.
- Pede, V. O., Sparks, A. H., & McKinley, J. D. (2012). Regional Income Inequality and Economic Growth: A Spatial Econometrics Analysis for Provinces in the Philippines. *56th AARES annual conference* (pp. 1-23). Fremantle: Australian Agricultural & Resource Economics Society.
- Rupasingha, A., & Goetz, S. J. (2007). Social and political forces as determinants of poverty: A Spatial analysis. *The Journal of Socio-Economics*, 36, 650-671.
- Santos, N. (2020). *Econometria Espacial: Análise de Dados Espaciais*. Lisboa.
- Thongdara, R., Samarakoon, L., Shrestha, R., & Ranamukhaarachchi, S. L. (2011). Using GIS and Spatial Statics to Target Poverty and Improve Poverty Alleviation Programs: A case Study in Northeast Thailand. *Applied Spatial Analysis*, 5(2), 1-27.
- Torój, A. (18 de July de 2022). Obtido de Spatial econometrics. Lecture 5: Single-source model of spatial regression. Combining GIS and regional analysis: http://web.sgh.waw.pl/~atoroj/ekonometria_przestrzenna/5_single_source_GIS_polygons_EN.pdf
- Vista, B. M., & Murayama, Y. (2011). Spatial Determinants of Poverty Using GIS-Based Mapping. *GeoJournal Library*, 100, 275-296.
- Voss, P. R., Long, D. D., Hammer, R. B., & Friedman, S. (2006). County Child Poverty Rates in the US: A Spatial Regression Approach. *Population Research and Policy Review*, 25(4), 369-391.
- Wooldridge, J. M. (2013). *Introductory Econometrics: A Modern Approach* (Vol. 2012). Mason, Ohio: South-Western: Cengage Learning.
- World Bank. (21 de 08 de 2021). *Understanding Poverty*. Obtido de The World Bank: <https://www.worldbank.org/en/topic/poverty/brief/multidimensional-poverty-measure>
- Ywata, A. X., & Albuquerque, P. H. (2011). Métodos e Modelos em Econometria Espacial. Uma Revisão. *Research Gate*, 29(2), 273-306.

Anexos

1. Estatísticas descritivas

	Mínimo	1º quantil	Mediana	Média	3º quantil	Máximo
Incidência da pobreza	-	-	5.00	8.17	16.00	24.00
Proximidade a fronteiras nacionais	0.05	8.84	33.78	48.84	71.51	244.35
Proximidade a áreas protegidas	2.79	54.22	85.98	93.99	127.89	237.01
Proximidade a alguma fonte de água	0.27	9.29	36.70	53.98	78.98	244.35
Chuva	317.60	523.80	706.90	783.30	988.20	1,754.00
Densidade Populacional	1.44	39.20	89.34	1,006.95	766.96	15,992.96
Baixa escolaridade	5.00	29.00	37.00	38.49	47.00	102.00
Dependentes	29.00	54.00	62.00	62.84	71.00	111.00
Local de residência (urbano ou rural)	1	1	2	1.6	2	2

2. Histograma e densidade da variável Pobreza.



3. Correlação entre a variável pobreza e as variáveis explicativas.

<i>Variável</i>	<i>Correlação</i>
Proximidade a fronteiras nacionais	0.36
Proximidade a áreas protegidas	-0.01
Proximidade a alguma fonte de água	0.41
Chuva	0.56
Densidade Populacional	-0.38
Baixa escolaridade	0.58
Dependentes	0.05
Local de residência (urbano ou rural)	0.64

4. Figuras do teste de Moran (global e local)

