



Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal

Departamento de Economia Agrária

Mestrado em Economia Agrária

ANALISE ESPACIAL DA ADOPÇÃO DE TECNOLOGIAS AGRARIAS PELOS
PEQUENOS AGRICULTORES EM MOÇAMBIQUE

Por:

Noé Raimundo Pungue

Maputo, Julho de 2025

ANALISE ESPACIAL DA ADOÇÃO DE TECNOLOGIAS AGRARIAS PELOS
PEQUENOS AGRICULTORES EM MOÇAMBIQUE

Por:

Noé Raimundo Pungue

*Dissertação submetida a Universidade Eduardo Mondlane,
Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal como requisito
para obtenção do grau de Mestre em Economia Agrária.*

Supervisor:

Doutor Lourenço Manuel

Maputo, Julho de 2025

DECLARAÇÃO DE HONRA

Eu, Noé Raimundo Pungue, declaro por minha honra que esta dissertação nunca foi apresentada para obtenção de qualquer grau acadêmico ou num outro âmbito e que ela constitui o resultado de uma pesquisa realizada por mim.

(Noé Raimundo Pungue)

Maputo, Julho de 2025

RESUMO

Embora o papel das tecnologias melhoradas na agricultura seja amplamente reconhecido, o sector agrário em Moçambique continua a ser caracterizado pelo uso predominante de tecnologias rudimentares. No entanto há vários factores que estão por detrás das baixas taxas de adopção dentre eles destacam-se factores sociais, económicos e institucionais. Este trabalho tem como objectivo identificar os principais factores determinantes da adopção de tecnologias agrárias melhoradas usando os modelos de regressão espacial. A escolha desta classe de modelos está aliada ao facto de que a adopção de tecnologias agrárias melhoradas constituir um fenómeno espacialmente autocorrelacionado e os tradicionais modelos probit e logit amplamente usados em estudos de adopção de tecnologias agrícolas não preconizam a estrutura de autocorrelação existente na variável resposta. Foram usados dados do Inquérito Agrário Integrado de 2020 e como variável resposta foi considerada a proporção de produtores que usaram sementes de variedades melhoradas, fertilizantes, pesticidas, mecanização e irrigação em cada distrito do País. Adicionalmente, um conjunto de nove variáveis classificadas em factores sociais, económicos, institucionais foram consideradas como covariáveis. A dependência espacial entre as observações das tecnologias agrárias melhoradas foram avaliadas através das estatísticas global e local de Moran. Somente a adopção de irrigação foi significativa ao ajuste dos modelos espaciais SAR (modelo espacial autorregressivo) e CAR (modelo de erro espacial). Os resultados mostraram que o nível de literacia, idade do chefe de agregado familiar, a pertença a um grupo ou associação de agricultores e acesso ao crédito agrícola, são as covariáveis que exercem influência sobre os modelos, e que o parâmetro rho (ρ) e lambda (λ) que medem a dependência espacial nos modelos SAR e CAR foi positivo e significativamente diferente de zero, isto é, os níveis de adopção da irrigação em distritos vizinhos tendem a ser similares entre si. Pelo critério de informação de Akaike (AIC), o modelo SAR foi considerado o melhor modelo para o ajuste.

Palavras-chave: adopção de tecnologias agrárias, modelos autorregressivos SAR e CAR, dependência espacial.

ABSTRACT

While the role of improved agricultural technologies is widely recognized, the agrarian sector in Mozambique remains characterized by the predominant use of rudimentary methods. Various factors contribute to the low adoption rates, including social, economic, and institutional elements. This study aims to identify the main determinants of the adoption of improved agricultural technologies using spatial regression models. The selection of this class of models is based on the fact that the adoption of improved agricultural technologies is a spatially autocorrelated phenomenon, which traditional probit and logit models, commonly used in technology adoption studies, fail to account for. The study used data from the 2020 Integrated Agricultural Survey, with the response variable being the proportion of farmers using improved seed varieties, fertilizers, pesticides, mechanization, and irrigation in each district. Additionally, nine variables classified as social, economic, and institutional factors were included as covariates. Spatial dependence among observations of improved agricultural technologies was assessed using both global and local Moran's statistics. Only the irrigation adoption shown significant to the fit of the spatial autoregressive model (SAR) and the conditional autoregressive model (CAR). The results indicated that literacy levels, household head age, membership in farmer groups or associations, and access to agricultural credit are significant covariates. The spatial dependence parameter, ρ (ρ) and λ (λ), was positive and significantly different from zero, suggesting that irrigation adoption levels in neighboring districts tend to be similar. According to the Akaike Information Criterion (AIC), the SAR model showed the best fit.

Keywords: adoption of agricultural technologies, SAR and CAR autoregressive models, spatial dependence.

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Raimundo Ernesto Pungue e Sara Noé Conselho

Que DEUS, Todo poderoso os abençoe!

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar quero agradecer a DEUS pela sabedoria e saúde que me concedeu e a Universidade Eduardo Mondlane pela formação. Ao meu supervisor Lourenço Manuel pela confiança, supervisão, materiais didáticos e paciência durante a elaboração e melhoria da qualidade deste trabalho, Muito Obrigado!

Aos meus irmãos Luís, Venos, Cristo, Belucha, Laisa, Edmundo, Cleusa e Vanildo Pungue, pelo enorme apoio durante o curso e a materialização deste trabalho, Muito Obrigado!

A minha noiva Berenice Moreira, pelo amor incondicional, apoio moral e motivacional demonstrados durante as várias fases deste trabalho ate a sua materialização, Muito Obrigado!

Aos meus colegas, Elton Macamo, Leilo Manhique, Ladislau Namizinga, Cláudia Jamissone, Anacleta Mugabe, Pedro Nhanengue, Zacarias Chaia, Narcísio Muangula, Sofiare Jamu, pelo apoio durante o curso e a materialização deste trabalho, Muito Obrigado!

Aos meus amigos, Arlindo Mussa, Zito Bande, Soares Antonio, Délcio Munissa, Onório Eduardo, Farias Bande, pelo apoio durante o curso e companheirismo demonstrado, Muito Obrigado!

Aos funcionários da secretaria do Mestrado da FAEF-UEM, Ricardina Macuacua e Banze.

ÍNDICE

RESUMO.....	iv
ABSTRACT.....	v
DEDICATÓRIA	vi
AGRADECIMENTOS	vii
ÍNDICE	viii
LISTA DE TABELAS.....	x
LISTA DE FIGURAS.....	xi
LISTA DE ANEXOS.....	xii
LISTA DE ABREVIATURAS	xiii
CAPÍTULO I	1
INTRODUÇÃO	1
1.1 Problema do estudo e justificativa	2
1.2 Questões do estudo.....	4
1.3 Objectivos.....	4
1.3.1 Geral.....	4
1.3.2 Específicos	4
CAPÍTULO II	5
REVISÃO DA LITERATURA	5
2.1 Enquadramento teórico	5
2.1.1 Principais tecnologias agrarias melhoradas disseminadas em Moçambique	5
2.1.2 Determinantes da adopção de tecnologias agrarias	12
2.2 Análise crítica da literatura e soluções propostos	15
CAPÍTULO III.....	16
METODOLOGIA	16
3.1 Dados utilizados	16
3.2 Descrição das variáveis	16

3.2.1	Variáveis dependentes e independentes	16
3.3	Análise estatística	18
3.3.1	Análise exploratória	18
3.3.2	Modelos de regressão para dados correlacionados	24
3.3.3	Modelo espacial autoregressivo (SAR)	24
3.3.4	Modelo de erro espacial (CAR)	26
3.3.5	Procedimentos de análise de dados	27
CAPÍTULO IV		28
RESULTADOS E DISCUSSÃO		28
4.1	Análise exploratória	28
4.1.1	Níveis de adopção das tecnologias agrárias em Moçambique	28
4.1.2	Distribuição espacial da adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique	32
4.2	Ajuste dos modelos	36
4.3	Implicações para políticas	40
CAPÍTULO V		42
CONCLUSÕES		42
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		44
ANEXOS		49

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1.1: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram fertilizantes químicos (2002 a 2020).	6
Tabela 2.1.2: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram pesticidas químicos (2002 a 2020).	8
Tabela 2.1.3: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram sementes melhoradas, campanha 2019/2020.	10
Tabela 2.1.4: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram irrigação (2002 a 2020)...11	
Tabela 3.2.1: Descrição das variáveis que influencia a adoção de tecnologias agrárias melhoradas no modelo de regressão espacial SAR e CAR.....	17
Tabela 4.1.1: Estimativas da estatística do índice de Moran e sua significância para adoção de sementes melhoradas, fertilizantes, mecanização, irrigação e pesticidas.	32
Tabela 4.2.1: Testes de diagnostico para o ajuste do modelo de regressão espacial para a adoção de tecnologias agrárias melhoradas.	36
Tabela 4.2.3: Estimativas dos parâmetros de adoção de irrigação por parte dos pequenos agricultores no modelo SAR.	38
Tabela 4.2.4: Estimativas dos parâmetros de adoção de irrigação por parte dos pequenos agricultores no modelo CAR.	38

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1.1: Adopção de mecanização.....	9
Figura 3.3.1: Convenção Rainha e Torre de contiguidade.	19
Figura 3.3.2: Diagrama de dispersão de Moran.....	21
Figura 4.1.1: Proporção de adoção de sementes melhoradas (A) e proporção de adoção de fertilizantes (B).	29
Figura 4.1.2: Proporção de adoção de Mecanização agrícola (C) e proporção de adoção de Irrigação (D).....	31
Figura 4.1.3: Proporção de adoção de Pesticida.	31
Figura 4.1.4: LISA cluster map para a proporção de adoção de sementes melhoradas (A) e fertilizantes (B) pelos pequenos agricultores.	33
Figura 4.1.5: LISA cluster map para a proporção de adoção de pesticidas e Mecanização pelos pequenos agricultores no País.	34
Figura 4.1.6: LISA cluster map para a proporção de adoção de irrigação agrícola pelos pequenos agricultores no País.....	35

LISTA DE ANEXOS

Anexo 1: Teste de dependência espacial para a adoção de tecnologias agrárias através dos multiplicadores de Lagrange e Índice de Moran.....	49
Anexo 2: Ajuste dos modelos de regressão espacial (SAR e CAR).....	49
Anexo 3: Dados usados no estudo para a análise espacial.	50

LISTA DE ABREVIATURAS

AF-- Agregados Familiares

CAR-- Modelo de erro espacial

IAI-- Inquérito Agrário Integrado

INE-- Instituto Nacional de estatísticas

MADER-- Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural

MASA-- Ministério da Agricultura e Segurança Alimentar

PEDSA-- Plano Estratégico de Desenvolvimento do Sector Agrário

PIB-- Produto Interno Bruto

PNISA-- Plano Nacional de Investimento do Sector Agrário

SAR-- Modelo espacial autorregressivo

CAPÍTULO I

INTRODUÇÃO

Em Moçambique, o sector agrário desempenha um papel decisivo na erradicação da pobreza e da fome, constituindo a base da segurança alimentar e da geração de renda para mais de 66% da população que reside em áreas rurais, onde a incidência de pobreza é mais acentuada (INE, 2020). A agricultura familiar é a actividade económica dominante, envolvendo mais de 75% da população e contribuindo com cerca de 27% para o Produto Interno Bruto (Mosca, 2017; INE, 2022).

Apesar de sua relevância, a agricultura familiar é caracterizada pelo baixo uso de tecnologias melhoradas ou por tecnologias inadequadas que garantam alta produtividade das culturas. Além disso, verifica-se uma cobertura limitada dos serviços de assistência técnica e extensão rural, que enfrentam diversas dificuldades, como carências materiais, logísticas e de recursos humanos e financeiros, dificultando o alcance de um maior número de produtores (Marassiro et al., 2021; Siteo, 2011; World Bank, 2019).

A produção agrícola no país é predominantemente conduzida pelo sector familiar, que corresponde a aproximadamente 4,3 milhões de explorações agropecuárias. Desse total, 4 167 702 (97.8%) são pequenas explorações, 93.183 (2%) são médias e apenas 873 (menos de 1%) são grandes explorações (MADER, 2021). Dados do IAI (2020) indicam que a maioria dos agregados familiares cultiva, em média, uma área de 1.4 hectares. Essas explorações são caracterizadas pelo uso limitado de tecnologias agrícolas e pela baixa produtividade. Apenas 6% das explorações utilizam pesticidas, 7.8% utilizam fertilizantes e pouco mais de 9% praticam a irrigação. Menos de 1% dos agricultores tem acesso ao crédito agrícola, e cerca de 7% recebem assistência técnica. Níveis de produtividade agrícola no país situam-se entre um terço e um quinto da média mundial (Guanziroli e Guanziroli, 2015).

Para enfrentar esses desafios, o governo de Moçambique, em parceria com várias organizações, implementou programas e estratégias, como a Revolução Verde, o Plano de Acção para a Redução da Pobreza e o Plano Estratégico para o Desenvolvimento Agrícola. O objectivo dessas iniciativas é melhorar o acesso dos pequenos e médios agricultores a sementes melhoradas, mecanização agrícola, crédito, sistemas de irrigação de baixo custo, fertilizantes

inorgânicos, e ampliar as ligações aos mercados locais e regionais, bem como promover a formação em marketing agrícola, preços e comercialização (Ponguane e Mucavele, 2018).

Esses programas visam, em última instância, transformar a agricultura num sector competitivo e sustentável, capaz de aumentar a segurança alimentar e a renda das famílias rurais, por meio da adopção de tecnologias agrícolas. O conhecimento dos factores que influenciam a adopção ou não de tecnologias agrícolas melhoradas é crucial para a formulação de políticas e intervenções mais eficazes, que possam promover o aumento da produção e da produtividade no sector.

Neste contexto, o uso de técnicas estatísticas, como modelos de regressão, revela-se uma ferramenta útil para a análise do comportamento dos agricultores e para a tomada de decisões. Em estudos sobre a adopção de tecnologias, pesquisadores frequentemente utilizam o modelo de regressão linear clássico (OLS¹) ou mesmo o modelo probabilístico (probit) e logístico (logit) para modelar e analisar o efeito de diferentes factores (covariáveis). No entanto, quando os dados são espacialmente referenciados, deve-se considerar a possibilidade de dependência espacial entre as observações. Neste caso, o uso do modelo OLS, Probit ou Logit pode não ser apropriado (Anselin e Bera, 1998).

De acordo com Anselin (1995), a autocorrelação espacial de um atributo pode ser medida por indicadores globais, sendo a estatística I de Moran a mais comum, ou por indicadores locais, como o Índice de Moran Local. O modelo autorregressivo espacial de defasagem (SAR) considera que o processo espacial ocorre na variável dependente e está relacionado com as observações vizinhas. Já o modelo autorregressivo de erros espaciais correlacionados (CAR) assume que a dependência espacial está presente nos resíduos, ou seja, no termo de erro.

1.1 Problema do estudo e justificativa

O desempenho da agricultura em Moçambique tem sido significativamente influenciado pela fraca adopção de tecnologias agrárias melhoradas. Segundo Mosca e Dada (2013), o país não tem registado mudanças substanciais nas tecnologias utilizadas pelos produtores, em particular pelos pequenos agricultores, que representam 98% dos ocupantes das explorações agrícolas, de acordo com o MADER (2021).

¹ Do inglês *Ordinary Least Squares (OLS)*

Os principais instrumentos de planificação e desenvolvimento do sector agrário em Moçambique, como o Plano Estratégico de Desenvolvimento do Sector Agrário (PEDSA 2030), o Plano Director de Extensão e o Plano Nacional de Investimento do Sector Agrário (PNISA) 2022-2026, sublinham que as tecnologias agrícolas melhoradas são ferramentas essenciais para impulsionar o desempenho da agricultura. Em conformidade, o Ministério da Agricultura e Segurança Alimentar tem vindo a implementar esforços significativos para promover a adopção dessas tecnologias nos últimos anos.

Apesar desses esforços, a agricultura em Moçambique continua a apresentar baixos níveis de produtividade (Marassiro et al., 2021), contribuindo para a persistência da pobreza no país. O aumento da produtividade agrícola é, portanto, uma das acções cruciais para a redução da pobreza. No entanto, este incremento depende, em grande parte, do acesso a insumos agrícolas, serviços de extensão técnica e mercados agrícolas. Políticas nacionais, como o PEDSA, reafirmam que o uso de tecnologias agrícolas melhoradas é fundamental para melhorar o desempenho do sector.

Embora o papel das tecnologias melhoradas na agricultura seja amplamente reconhecido, o sector agrário em Moçambique continua a ser caracterizado pelo uso predominante de tecnologias rudimentares. Diversos estudos têm procurado analisar os factores que influenciam a adopção dessas tecnologias no país (Uaiene et al., 2009; Cavane e Donovan, 2011; Ponguane e Mucavele, 2018; Cavane, Cunguara e Jorge, 2013; Zavale et al., 2005). Estes trabalhos apontam que o acesso ao crédito, o nível de escolaridade dos agricultores, o acesso aos mercados e aos serviços de extensão rural são factores determinantes para a adopção de tecnologias agrícolas melhoradas.

Os estudos mencionados aplicaram análises de regressão, utilizando modelos logit e probit para investigar a relação entre a adopção de tecnologias e os factores que a influenciam. Esses modelos pressupõem a independência entre as observações da variável de resposta (McCullagh e Nelder, 1989). No entanto, sabe-se que os pequenos agricultores, especialmente em países em desenvolvimento como Moçambique, compartilham experiências e influenciam-se mutuamente na decisão de adotar novas tecnologias (Manuel et al., 2022). Assim, é esperado que os agricultores de regiões vizinhas apresentem semelhanças no padrão de adopção tecnológica, em comparação com agricultores de zonas distantes. Este padrão espacial pode ser avaliado pelo índice de Moran, amplamente utilizado para medir a autocorrelação espacial em dados com distribuição espacial.

Portanto, o uso dos modelos logit e probit pode não captar adequadamente a dependência espacial entre as observações da variável de resposta. Para superar esta limitação, neste estudo analisou-se os determinantes da adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique, aplicando os modelos de regressão com efeitos espaciais globais, nomeadamente o modelo espacial autoregressivo (SAR) e o modelo de erro espacial (CAR).

1.2 Questões do estudo

- Será que a proporção de adopção de tecnologias agrárias melhoradas varia espacialmente (de um distrito para outro)? se sim, como?
- Quais são os factores que determinam a adopção das tecnologias agrárias melhoradas por parte dos pequenos produtores em Moçambique?

1.3 Objectivos

1.3.1 Geral

Avaliar os factores que influenciam a adopção de tecnologias agrícolas melhoradas pelos pequenos agricultores em Moçambique.

1.3.2 Específicos

- Identificar as regiões críticas com baixos níveis de adopção das tecnologias;
- Analisar o padrão de distribuição espacial da adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique;
- Determinar os factores que influenciam a adopção de tecnologias agrárias melhoradas;
- Analisar implicações para políticas.

CAPÍTULO II

REVISÃO DA LITERATURA

Este capítulo define e discute os conceitos fundamentais da pesquisa. O capítulo subdivide-se em três secções, a primeira secção faz o enquadramento teórico que incluem a revisão das principais tecnologias agrárias disseminadas no País e os respectivos modelos de adopção bem como os determinantes de adopção das tecnologias agrárias abordadas no estudo. A segunda secção faz uma análise crítica a literatura.

2.1 Enquadramento teórico

2.1.1 Principais tecnologias agrárias melhoradas disseminadas em Moçambique

Em Moçambique existem várias tecnologias promissoras. Estas tecnologias incluem as variedades de polinização aberta melhoradas da cultura do milho, sementes híbridas e fertilizantes químicos, técnicas de armazenamento melhoradas no campo, métodos de irrigação de pequena escala tais como bombas pedestais e outros. Infelizmente, enquanto existe, em princípio, o contacto dos agricultores com novas tecnologias é claramente limitada na prática. Isto traduz-se em baixas taxas da adopção de tecnologias (Uaiene, 2011).

Por outro lado os autores Maquina et al. (2024), analisando os factores determinantes para a adopção de tecnologias agrícolas pelos agricultores familiares no posto administrativo de Ocua, distrito de Chiúre, norte de Moçambique, concluíram que às tecnologias agrárias incorporadas pelos produtores, a maioria dos entrevistados 73% menciona o cultivo em linha utilizando os compassos e densidade recomendados para cada tipo de cultura, 54% indicam o uso de sementes melhoradas, 52% referem a aplicação de algum tipo de irrigação, 33% mencionam a conservação de sementes, 32% mencionam o uso de adubos orgânicos, o uso de tratores com um percentual de 24% e por fim a captação e conservação da água da chuva na propriedade com um índice de 21%.

A disseminação das tecnologias agrárias esteve desde sempre vincada nos principais documentos de planificação do sector agrário como a Estratégia da Revolução Verde (2007), PARP (2011-2014), PEDSA (2011-2020), PNISA (2022-2026) e PEDSA (2030), portanto o nível de adopção dos mesmos pelos pequenos produtores ou famílias rurais continua baixo, como mostram as subsecções a seguir.

2.1.1.1 Adopção de fertilizantes químicos

A incorporação dos fertilizantes químicos na agricultura no País tem avançado a um ritmo bastante lento. Um dos principais entraves para a melhoria da produção e produtividade agrícolas é a baixa fertilidade dos solos (Cunguara et al., 2013; Matusso, 2016). Além disso, o elevado custo desses insumos contribui significativamente para o baixo uso entre os agricultores, como também evidenciado por Mudema et al. (2012) e Cedrez et al. (2020).

Entretanto, observam-se variações regionais notáveis. Por exemplo, a província de Tete destaca-se por apresentar uma taxa de uso de fertilizantes superior à média nacional, registrando um aumento expressivo na proporção de explorações agrícolas que os utilizam (vide **Tabela 2.1.1**). Em Tete, o uso desses insumos quase dobrou durante o período analisado (de 2002 a 2020). Em contraste, a província de Niassa, que duplicou a percentagem de explorações que empregavam fertilizantes entre 2002 e 2015, voltou a níveis de 2002 no período de 2015 a 2020, indicando uma descontinuidade marcante no uso de fertilizantes químicos.

As províncias de Zambézia e Sofala, ambas localizadas no centro do País, têm consistentemente apresentado as menores taxas de adopção desses insumos, com percentuais de agricultores aplicando fertilizantes químicos abaixo da média nacional durante o período em análise.

Tabela 2.1.1: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram fertilizantes químicos (2002 a 2020).

Região	2002 (%)	2008 (%)	2015 (%)	2020 (%)
Nacional	3.8	4.1	4.5	7.8
Cabo Delgado	2.7	2.8	2.2	7.9
Niassa	7.5	9.8	15.9	7.6
Nampula	3.3	2.7	1.3	3.9
Zambézia	0.7	0.4	0.4	1.7
Tete	15.1	14.9	24	29.4
Manica	3	4.7	4.1	3.7
Sofala	0.7	0.6	1	1.9
Inhambane	1.7	2.3	4.1	3.8
Gaza	5.2	3.8	5.7	6.3
Maputo	3.6	4.1	1.9	7.1

Fonte: Autor, com base nos dados do MASA (2012), MASA (2014) e MADER (2021).

2.1.1.2 Adopção de pesticidas químicos

A baixa proporção de explorações agrícolas que utilizam pesticidas químicos pode ser um dos factores que contribuem para os baixos rendimentos da agricultura em Moçambique. Esse cenário se agrava, pois, as pragas e doenças não atacam apenas as plantas no campo, mas também podem afectá-las em fases pós-colheita. Estudos apontam que tanto as infestações ocorridas em campo quanto as pós-colheita são responsáveis por perdas significativas na produção agrícola. Por exemplo, em 2014, 13.6% dos produtores nacionais relataram que as pragas de campo ocasionaram perdas na produção de arroz (MASA, 2015), enquanto 11.6% dos agricultores observaram impactos semelhantes na produção de milho. Esses dados evidenciam a relevância do problema das pragas nas explorações agrícolas.

A análise regional revela comportamentos distintos. Conforme apresentado na **Tabela 2.1.2**, a província de Cabo Delgado é a única que, entre 2002 e 2020, mostrou um aumento consistente na proporção de explorações que aplicam pesticidas. Nas províncias de Tete e Niassa, houve um aumento significativo no uso de pesticidas entre 2002 e 2015, no entanto, entre 2015 e 2020, ambas registraram reduções notáveis, embora os índices de uso continuem acima da média nacional. Por outro lado, a maioria das províncias apresentou uma tendência de queda no uso desses insumos. O caso mais marcante é o de Nampula, onde, em 18 anos, houve uma diminuição de cerca de 9 pontos percentuais na proporção de explorações que utilizaram pesticidas, sendo que a literatura ainda não fornece explicações claras para essa redução acentuada.

De forma geral, as províncias de Zambézia, Sofala e Gaza mantiveram as taxas mais baixas de adopção de pesticidas, com percentuais consistentemente inferiores à média nacional durante o período analisado.

Tabela 2.1.2: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram pesticidas químicos (2002 a 2020).

Região	2002 (%)	2008 (%)	2015 (%)	2020 (%)
Nacional	6.8	3.8	5.1	5.5
Cabo Delgado	10.6	10.7	13.1	13.7
Niassa	5.2	8	12.4	6.7
Nampula	14.8	2.8	5.5	5.6
Zambézia	0.9	0.4	0.9	1.5
Tete	8.6	7	13	9.6
Manica	3	4	3.9	1.8
Sofala	3.2	0.5	1.2	4.5
Inhambane	3.8	1.9	2	2.7
Gaza	6.3	7.4	4.1	3.9
Maputo	4.5	7.4	1.6	6.4

Fonte: Autor, com base nos dados do MASA (2012), MASA (2014) e MADER (2021).

2.1.1.3 Adopção de mecanização

No País existe um limitado uso de tracção mecanizada com os dados do MADER (2022) a apontarem para menos de 5% dos agricultores a adotarem a mecanização, a figura **Figura 2.1.1** mostra também que embora tenha havido um ligeiro aumento nos pontos percentuais no uso de mecanização entre as campanhas 2014/2015 e 2019/2020, houve uma redução significativa no uso da tracção animal entre as campanhas 2016/2017 (com 11.2% dos agricultores) e campanha 2019/2020 (6.9%) (MADER, 2022).

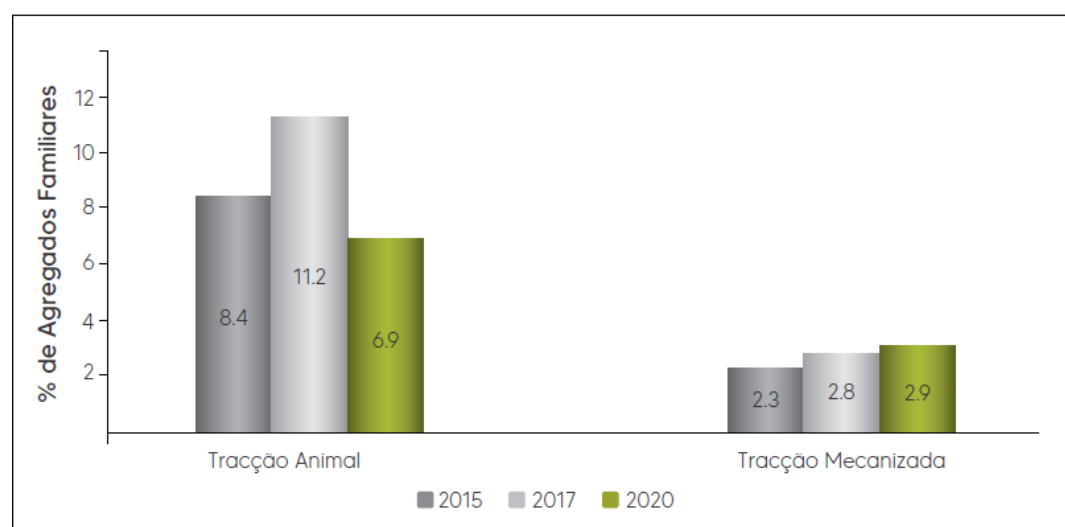


Figura 2.1.1: Adopção de mecanização.

Fonte: retirado do PEDSA 2030, MADER (2022).

Por outro lado, na produção agrícola existem desafios na mecanização da rega (bombas de irrigação e sistemas de uso eficiente da água), colheita (colheitadeira e debulhadoras mecânicas e manuais) e ferramentas manuais e máquinas para a preparação de solos, sementeira, controle de pragas e doenças assim como de processamento. O principal desafio actual é de desenvolver ou adaptar processos, implementos, máquinas que respondam as necessidades dos diferentes tipos de actores ao longo da cadeia de valor.

O MADER (2022), relata que, um dos principais desafios do actual programa nacional de mecanização é a quantidade e a qualidade de recursos humanos para a implementação do programa, desde os gestores, operadores, assistência técnica e extensionistas. As empresas de fornecimento e assistência técnica na área de máquinas e equipamentos agrários geralmente concentram-se na Cidade de Maputo, muito longe das áreas de produção ou extracção, dificultando desta maneira, a assistência técnica.

2.1.1.4 Adopção de sementes melhoradas

As culturas alimentares como milho, o feijão manteiga, e o amendoim pequeno são onde mais se utilizam sementes melhoradas no País. Não se verifica uma relação directa entre o uso de semente melhorada e o tamanho da exploração. Segundo Mosca e Abbas (2021), embora os dados do IAI 2020 não se refiram ao uso de sementes melhoradas para as culturas de rendimento e hortícolas, supõe-se que o tabaco e o algodão possuam semente melhorada, regra geral fornecida pelas empresas que dominam a cadeia de valor (desde, a montante, com fornecimento de insumos até, a jusante, da comercialização à exportação) e que as sementes de batata reno e das hortícolas sejam, na quase totalidade, importadas. As sementes de soja, o feijão bóer e outras culturas são produzidas localmente, sofrendo um processo de limpeza, secagem, calibragem e armazenagem para venda aos produtores para a campanha seguinte.

Tabela 2.1.3: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram sementes melhoradas, campanha 2019/2020.

Cultura	Área (hectares)						Total
	<0.5	0.5-1	1-2	2-5	5-10	10-50	
Milho (%)	9.2	8.3	9.4	10.8	16.3	20.7	9.7
Arroz (%)	11.5	2.2	4.7	2.5	8.4	4	4.9
Mapira (%)	3.4	1.8	2.3	3.3	4.5	2	2.7
Feijão manteiga (%)	14	8.8	8.2	10.1	10.2	6.1	9.5
Feijão nhemba (%)	5.1	5	4.4	4.7	5	6	4.8
Amendoim pequeno (%)	6.3	7.6	6.5	5.8	11.1	5.5	6.8
Amendoim grande (%)	4.1	5.5	3.1	5.7	2.7	7.8	4.6

Fonte: Autor, com base nos dados do IAI 2020.

2.1.1.5 Adopção da irrigação

Os dados apresentados na tabela **Tabela 2.1.4** revelam que, apesar de um crescimento modesto, a província de Cabo Delgado tem demonstrado um aumento gradual no número de explorações que adoptam a irrigação em suas culturas. Em contrapartida, nas províncias de Niassa e Inhambane, nota-se uma descontinuidade significativa na aplicação dessa prática. Em Inhambane, por exemplo, a proporção de explorações irrigando suas culturas diminuiu em quase 25 pontos percentuais ao longo de 18 anos.

Essa expressiva queda em Inhambane é surpreendente, sobretudo considerando as características climáticas do sul de Moçambique. Sendo uma região com precipitação baixa e irregular, condições que normalmente demandariam uma maior adopção de irrigação para compensar a escassez hídrica, esperava-se um aumento no número de explorações que investem nessa técnica. No entanto, os dados indicam o oposto, sugerindo a presença de barreiras ou desafios específicos que inibem o uso contínuo da irrigação.

Apesar dessa descontinuidade na região sul, com exceção de Inhambane, os índices gerais de adopção da irrigação permanecem elevados. Províncias como Gaza, Tete e Manica, embora apresentem percentuais acima da média nacional, também sofreram reduções acentuadas, em Tete e Manica, os índices de explorações irrigando as culturas caíram quase pela metade durante o período analisado. Por outro lado, a província de Zambézia destaca-se por manter consistentemente os menores índices de adopção de irrigação.

Tabela 2.1.4: Percentual de explorações agrícolas que utilizaram irrigação (2002 a 2020).

Região	2002 (%)	2008 (%)	2015 (%)	2020 (%)
Nacional	10.9	8.8	8.1	9.1
Cabo Delgado	3.5	2.1	2.9	7.1
Niassa	8.1	8.9	4.5	2.9
Nampula	2.2	5.5	5.9	4.8
Zambézia	1.4	2.8	1.9	2.1
Tete	27.9	13.6	16.3	14.8
Manica	22.4	12.1	14.4	10.5
Sofala	5.7	11.1	7.1	6.2
Inhambane	30.2	23.6	18.5	6.3
Gaza	27.2	15.2	10.3	24.9
Maputo	25.3	19.1	24.4	25.2

Fonte: Autor, com base nos dados do MASA (2012), MASA (2014) e MADER (2021).

2.1.1.6 Modelos de adoção de tecnologias agrárias

Para explicar o comportamento da adoção e os factores determinantes para a adoção de tecnologias, três paradigmas ou modelos são usados. Os autores Negatu e Parikh (1999), citados por Chirwa (2005) e Rogers (2003), agruparam os modelos de adoção de tecnologias agrárias pelos pequenos produtores em três grupos:

- Modelo de difusão de inovações ou de transferência de tecnologias: neste modelo uma tecnologia é transferida da sua fonte para o pequeno produtor por intermédio de agentes de extensão, considerando-se que a difusão da tecnologia depende das características do produtor.
- Modelo dos constrangimentos económicos: este modelo toma a visão de que os produtores têm diferentes rendas e que a distribuição dessas rendas determina a adoção das tecnologias.
- Modelo das características da tecnologia e o contexto do potencial adotante: este assume que as características da tecnologia e as condições agroecológicas, socioeconómicas e circunstâncias institucionais dos produtores jogam papel fundamental na adoção das tecnologias.

2.1.2 Determinantes da adopção de tecnologias agrárias

Acesso ao crédito agrário

O crédito agrário é um dos factores que limitam de forma significativa a capacidade dos agricultores comprarem insumos agrícolas em Moçambique. O difícil acesso ao crédito está, proeminentemente, entre as várias razões citadas, como a principal causa do fracasso da difusão de tecnologias (Feder et al., 1985).

De acordo com Come (2021), a baixa oferta de crédito agrário em Moçambique contribui para o insignificante uso de insumos como fertilizantes, pesticidas, irrigação e sementes melhoradas pelos agricultores. Isso concorre para a baixa produção e produtividade agrárias no país. Citou também evidenciando que na província de Tete, onde o acesso ao crédito é relativamente elevado, encontram-se as taxas mais elevadas de agricultores que aplicam fertilizantes e pesticidas, o que sugere a possibilidade da existência de correlação entre o acesso ao crédito e adoção de tecnologias agrárias, tais relações positivas também são reforçados nos trabalhos de Rosário e Kuhn (2020) e Jorge (2013).

Género do agregado familiar

Alguns autores argumentam que as mulheres são geralmente discriminadas em termos de acesso ao investimento e informação externa (Dey, 1981). Segundo a Estratégia do Género no Sector Agrário (2005), devido a desigualdades de género, entende-se que famílias chefiadas por mulheres possuem menor acesso aos serviços de crédito, e cultivam menores parcelas de terra, implicando que os homens têm maior probabilidade de adoptarem a tecnologia melhorada do que as mulheres. Porém, Teklewold et al (2012) combinando o género e o nível de escolaridade, concluiu que os Agregados Familiares chefiados por mulheres e com educação formal, tem maior probabilidade de adoptarem tecnologias agrárias, uso de semente melhorada e prática de agricultura de conservação na Etiópia.

Nível de escolaridade

A educação formal do chefe de família tem uma relação consistentemente positiva com a maioria das decisões de adopção de tecnologia (Máquina et al., 2024). O mesmo autor constatou que o efeito é forte para níveis de educação elevados.

Os autores Zavale et al (2005), estudaram a adopção de sementes melhoradas pelos pequenos agricultores em Moçambique e encontraram um efeito positivo e significativo da educação na probabilidade da adopção de sementes de milho melhoradas. Teklewold et al (2012), concluiu

que em cada adição de um ano de nível de escolaridade do chefe do AF, aumenta a probabilidade de adoção de tecnologias em 12% na Etiópia.

Para Uaiene (2011), os agricultores mais instruídos são assumidos de serem bem capazes de processar a informação e pesquisar as tecnologias apropriadas para aliviar os seus constrangimentos de produção. adiante, afirma que a crença é de que a educação (instrução) dá aos agricultores a capacidade de perceber, interpretar e responder a nova informação o mais rápido do que a sua contraparte sem escolarização. Em Moçambique, a maioria dos agricultores é analfabeta e o número médio de anos de escolaridade dos chefes de famílias é bastante baixo.

Idade do chefe do agregado familiar

Acredita-se que com a idade, os agricultores acumulam mais capital pessoal e isto demonstra uma grande possibilidade de investimento em inovações (Nkamleu et al., 1998). Contudo, também pode ser que os mais novos chefes de famílias sejam mais flexíveis e por isso com probabilidades de adoptarem as novas tecnologias.

Disponibilidade da mão-de-obra

A disponibilidade de mão-de-obra é também mencionada como capaz de afectar a adopção tecnológica, quer estimulando o emprego de técnicas poupadoras de mão-de-obra em situações de escassez de oferta, quer estimulando o uso de práticas intensivas em situações de excesso de oferta. Novas tecnologias podem, por sua vez, incrementar a demanda sazonal por mão-de-obra (Feder et al., 1985).

Dimensão das propriedades

A dimensão da propriedade geralmente é considerada um dos principais determinantes da adopção de novas tecnologias. Estudos realizados por Ponguane e Mucavele (2018), concluem que, a dimensão da exploração agrícola teve um efeito significativo e positivo na adopção de sementes melhoradas e de mecanização. Os agricultores com maior dimensão de terra têm maior probabilidade de produzir mais e acham difícil usar o processo manual e os métodos tradicionais.

Os autores Langyintuo e Mekuria (2008), Carletto et al. (2010) e Cavane et al. (2013) também concluíram em seus estudos que o aumento do tamanho da exploração agrícola aumenta a probabilidade de uma família usar tecnologias agrícolas porque os agricultores de maior escala beneficiam de economias de escala e são orientados para o mercado.

É também sabido na literatura que as tecnologias grumosas, tais como equipamento mecanizado ou tracção animal requerem economia à medida para assegurarem os lucros. Existe, muitas vezes, uma pequena porção do campo para adopção. Contudo, em geral, não há modelos consistentes observados do tamanho da machamba que é usado como um constrangimento à adopção da tecnologia agrícola (Feder et al., 1985).

Contacto com os serviços de extensão

Acredita-se que os produtores assistidos tecnicamente têm maiores probabilidades de incorporar novas tecnologias, pois a assistência técnica é responsável não só pela adopção de tecnologias como também pela educação dos agricultores no processo produtivo de modo que futuramente possam ser capazes de solucionar os seus próprios problemas e é aqui onde encontra-se o papel da extensão agrária na transferência e difusão de tecnologias modernas para o meio rural.

Os estudos relacionados a adopção de tecnologias agrárias realizados no país revelam que o acesso aos serviços de extensão agrária apresentam uma relação positiva entre o contacto com os serviços de extensão e a adopção (Cunguara et al., 2013; Mazuze, 2004 e Cavane e Donovan, 2011).

Na opinião de Artur (2008), o aumento da produtividade das culturas requer esforços em várias direcções, o que significa que novas tecnologias e conhecimentos devem ser desenvolvidos e introduzidos e, para isso, a existência de um forte serviço de investigação e extensão é importante e envolve também a educação e formação dos produtores em várias áreas. Não só basta a frequência do contacto entre o produtor e o extensionista, mas sim, a confiança que os produtores tem nas qualidades dos serviços que o agente de extensão presta aos mesmos, é que é fundamental para a adopção de tecnologias (Teklewold et al., 2012).

Filiação a uma associação de agricultores

Relativamente à filiação em associações de agricultores, Siteo e Sitole (2019) afirmam que as associações de agricultores são extremamente úteis para reduzir as assimetrias de informação e capacitar os seus membros para negociar os preços dos produtos e insumos agrícolas. De acordo com Come (2021), em Moçambique a percentagem de explorações agrícolas com agricultores filiados em associações é extremamente baixa.

Foi demonstrado que os agricultores dentro de um grupo aprendem de cada um como plantar e vender as variedades de novas culturas, também evidências sugerem que os efeitos da rede são

importantes para as decisões individuais e no contexto particular de inovações agrícolas, os agricultores partilham informação e aprendem um de outro (Foster e Rosenzweig 2010; Conley e Udry 2000).

2.2 Análise crítica da literatura e soluções propostos

Da secção anterior (**Error! Reference source not found.**) pode-se constatar que os estudos de adopção de Tecnologias Agrárias em Moçambique, quase que todos centram-se em análises de regressão utilizando modelos logit e probit e alguns em análises de estatísticas descritivas para investigar a relação entre a adopção de tecnologias e os factores que a influenciam. Estes modelos pressupõem a independência ou não correlação entre as observações da variável de resposta (McCullagh e Nelder, 1989). Portanto, o uso dos modelos logit e probit pode não captar adequadamente a dependência espacial entre as observações da variável de resposta.

Os autores Manuel et al. (2022) por outro lado afirmam que, os pequenos agricultores, especialmente em países em desenvolvimento como Moçambique, compartilham experiências e influenciam-se mutuamente na decisão de adoptar novas tecnologias. Por este motivo, é esperado que os agricultores de regiões vizinhas apresentem semelhanças no padrão de adopção tecnológica, em comparação com agricultores de zonas distantes.

A solução desta lacuna nos estudos conduzidos em Moçambique encontra espaço na estatística espacial que permite a visualização de como determinados fenómenos são localizados no espaço, identificando padrões de associação espacial entre os dados (Anselin, 1992). A estatística espacial trabalha com as relações de vizinhança entre o valor de um atributo em determinada área e o valor desse mesmo atributo em áreas vizinhas diferentemente da estatística convencional. Este padrão espacial pode ser avaliado pelo índice de Moran, amplamente utilizado para medir a autocorrelação espacial em dados com distribuição espacial.

Uma vez notada a correlação espacial entre as observações, visto que os modelos probit e logit bem como a estatística descritiva podem citar inferências de relações não verdadeiras, neste estudo foi analisada a adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique, aplicando o modelo espacial autorregressivo (SAR) e modelo de erro espacial (CAR), que são mais adequadas para dados correlacionados espacial e com base nos seus resultados fez-se inferências mais realísticos.

CAPÍTULO III

METODOLOGIA

O presente capítulo apresenta três secções, que cobrem desde os dados utilizados (primeira secção), descrição das variáveis utilizadas (segunda secção) e a análise estatística (terceira secção) que incorpora a análise exploratória (que inclui: os métodos de identificação das regiões críticas com baixos níveis de adopção das tecnologias e a análise do padrão de distribuição espacial da adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique) e a metodologia para a especificação de modelos de regressão para dados espacialmente correlacionados para a determinação dos factores que influenciam a adopção de tecnologias agrárias melhoradas.

3.1 Dados utilizados

Os dados utilizados neste estudo são provenientes de 132 distritos dos 154 distritos existentes no País, através do Inquérito Agrário Integrado (IAI), realizado em 2020 pelo Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural (MADER) em colaboração com o Instituto Nacional de Estatística (INE). O período de referência para o IAI 2020 referente a produção agrícola foi a campanha agrícola 2019/20 (Setembro de 2019 a Agosto de 2020).

3.2 Descrição das variáveis

3.2.1 Variáveis dependentes e independentes

Para a análise dos factores que influenciam a adopção de tecnologias agrárias melhoradas, foi usado a abordagem dos modelos de regressão para dados espacialmente correlacionados SAR e CAR considerando a ocorrência de autocorrelação espacial medida pelo índice de Moran, onde as variáveis dependentes incluem as tecnologias agrárias melhoradas usadas em Moçambique tais como a utilização de sementes de variedades melhoradas, uso de maquinarias ou mecanização, uso de fertilizante químico, uso de pesticida e irrigação. A proporção de pequenos agricultores que adoptaram tecnologias agrárias melhoradas por distrito foi considerada como variável de resposta e um conjunto de nove variáveis como covariáveis para a análise em modelos espaciais como descrito na **Tabela 3.2.1**.

As variáveis independentes que podem influenciar a adopção de tecnologias agrárias basearam-se principalmente na teoria económica e em trabalhos empíricos anteriores sobre a adopção de

tecnologias agrícolas (descritos na secção 2.1.2). Portanto, as variáveis foram organizadas em três categorias: factores sociais, económicos e institucionais.

Tabela 3.2.1: Descrição das variáveis que influencia a adopção de tecnologias agrarias melhoradas no modelo de regressão espacial SAR e CAR.

Variáveis	
Dependentes	Descrição
Proporção Variedades melhoradas (PropVMelho)	Medido pelo número de agricultores de um distrito que adoptaram Variedades Melhoradas dividido pelo Número total de agricultores
Proporção Fertilizantes Químicos (PropFert)	Medido pelo número de agricultores de um distrito que adoptaram Fertilizantes Químicos dividido pelo Número total de agricultores
Proporção Pesticidas (PropFert)	Medido pelo número de agricultores de um distrito que adoptaram a aplicação de Pesticidas dividido pelo Número total de agricultores
Proporção Mecanização (PropMecani)	Medido pelo número de agricultores de um distrito que adoptaram a Mecanização agrícola dividido pelo Número total de agricultores
Proporção Irrigação (PropIriga)	Medido pelo número de agricultores de um distrito que adoptaram a Irrigação das machambas dividido pelo Número total de agricultores
Independentes	
Factores sociais	
Idade media do chefe do AF	Medido pela média de idade do chefe do AF por distrito
Proporção de AF chefiados por homens	Medido pelo número total de AF chefiados por homens dividido por total de AF por distrito
Escolaridade media do chefe do AF	Medido pela média de anos de escolaridades do AF por distrito
Tamanho medio do AF	Medido pelo número medio de membros de AF por distrito
Factores económicos	
Tamanho medio da Propriedade	Medido pelo tamanho medio das machambas por distrito (hectares)
Proporção de chefes de AF com outra fonte de renda	Medido pelo número total de chefes de AF que possuem outras fontes de renda dividido pelo número total de agricultores por distrito
Proporção de agricultores com acesso ao crédito agrícola	Medido pelo número total de agricultores com acesso ao crédito agrícola dividido pelo número total de agricultores por distrito
Factores institucionais	
Proporção de agricultores com acesso aos serviços de extensão	Medido pelo número total de agricultores com acesso aos serviços de extensão dividido pelo número total de agricultores por distrito

Proporção de agricultores pertencentes ao grupo ou associação de produtores	Medido pelo número total de agricultores pertencentes ao grupo ou associação de produtores dividido pelo número total de agricultores por distrito
---	--

3.3 Análise estatística

3.3.1 Análise exploratória

A análise exploratória da adopção de tecnologias agrárias melhoradas consistiu na identificação de relações espaciais, bem como no reconhecimento de padrões (*clusters*) e zonas atípicas (*outliers*) e foram feitas com base em mapas coloridos, com o intuito de avaliar o comportamento espacial das mesmas, para tal recorreu-se as teorias da estatística e autocorrelação espacial.

Conforme Morettini (2009), a estatística espacial começou a ser desenvolvida a partir da necessidade de mensurar a dependência entre os dados espaciais. Assim, a estatística espacial se configura como um ramo de estudo que permite a visualização de como determinados fenómenos são localizados no espaço, identificando padrões de associação espacial entre os dados (Anselin, 1992). A estatística espacial trabalha com as relações de vizinhança entre o valor de um atributo em determinada área e o valor desse mesmo atributo em áreas vizinhas diferentemente da estatística convencional.

A autocorrelação espacial pode ser positiva, negativa ou neutra. De acordo com Almeida (2004), o primeiro caso ocorre quando os objectos próximos são similares entre si, ou seja, quando valores altos são vizinhos de valores altos e atributos de valores baixos são vizinhos de valores baixos, indicando uma situação de dependência espacial positiva. Quando os objectos próximos são diferentes entre si, a autocorrelação se configura como negativa. Nesse caso, valores altos são vizinhos de valores baixos ou vice-versa, apontando a dissemelhança entre os dados. O último caso (valor zero, correlação neutra) acontece quando há ausência de autocorrelação espacial, ou seja, quando os atributos independem da localização de seus vizinhos, indicando a aleatoriedade espacial.

3.3.1.1 Matriz de vizinhança ou proximidade espacial

A matriz de vizinhança expressa as relações espaciais de uma área com os demais territórios, podendo ser construída a partir de critérios de vizinhança entre fronteiras ou distância entre as áreas (Andrade et al., 2007). A matriz de vizinhança faz parte da fase de análise exploratória,

assim como aponta Druck et al. (2004), sendo sua normalização muito importante para facilitar alguns cálculos dos índices de autocorrelação, como as medições das médias de áreas vizinhas. Assim, ao ser normalizada, a soma de cada linha da matriz é igual a 1 (Baumont, 2004). Assim, para gerar as informações dos possíveis padrões espaciais, é necessário determinar uma relação de vizinhança e, a partir dessa definição, criar uma matriz de pesos (W).

Para variáveis de área (como os da presente pesquisa), a matriz de vizinhança (**Figura 3.3.1**) pode ser construída a partir de dois critérios principais de continuidade: Rainha (*Queen*) ou Torre (*Rook*), sendo possível variar a ordem de vizinhança (Almeida, 2012). Os vizinhos mais próximos de uma área de análise são considerados de primeira ordem, os vizinhos dos vizinhos são os de segunda ordem e assim por diante.

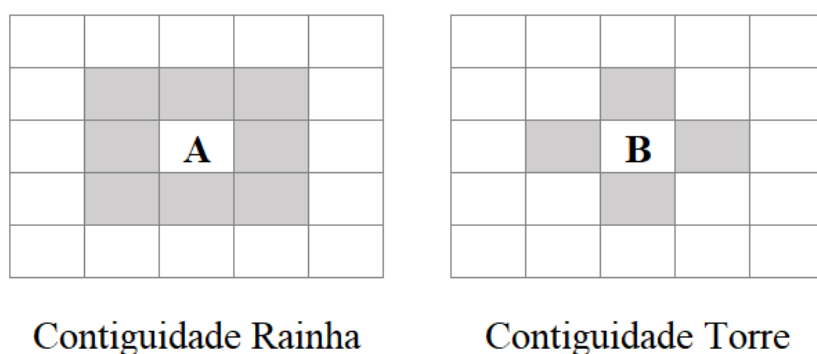


Figura 3.3.1: Convenção Rainha e Torre de contiguidade.

Fonte: Almeida (2012).

O critério adotado para construção da matriz de vizinhança, na presente pesquisa, é a estrutura de torre de primeira ordem, onde são considerados os vértices das feições dos vizinhos mais próximos, pois as áreas dos distritos não possuem um padrão regular.

3.3.1.2 Índice de Moran (*indicador global*)

Essa é a medida de autocorrelação espacial mais utilizada em análises espaciais de áreas. Este configura-se como um índice de associação espacial global que mede o padrão de autocorrelação espacial do conjunto de dados (Almeida, 2012), por outra, fornece a informação de como os dados se comportam no espaço, a partir de uma medida única para o local de análise. Nesse contexto, é possível analisar se há um agrupamento de informações, onde os valores próximos tendem a ser semelhantes; se há uma dispersão das variáveis, onde valores altos e baixos ficam próximos uns dos outros; ou se há uma aleatoriedade nos dados indicando ausência de autocorrelação espacial.

A estatística de Moran é um coeficiente de associação linear e tem seu valor esperado, caso haja aleatoriedade espacial, representado por $-[1/(n-1)]$, onde n é o número de observações (para o caso do estudo serão as proporções de adoção de tecnologias melhoradas). Assim, para o Índice de Moran parte-se do pressuposto de uma hipótese nula de que, nos dados, não há padrão espacial. Quando os valores de Moran são maiores que o valor esperado, a autocorrelação é positiva e quando são menores, tem-se uma autocorrelação negativa.

O índice global de Moran é definido por:

$$I = \frac{n}{\sum_i^n \sum_j^n w_{ij}} * \frac{\sum_i^n \sum_j^n w_{ij} (Y_i - \bar{Y})(Y_j - \bar{Y})}{\sum_i^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (3.1)$$

Onde:

I representa o Índice de Moran (métrica usada para medir a autocorrelação espacial);

W_{ij} são elementos da matriz de pesos espaciais, $W_{ij} = 1$ se observações i e j são vizinhas e $W_{ij} = 0$ caso contrário;

Y_i e Y_j são a proporção de pequenos agricultores que adoptaram tecnologias agrárias melhoradas na área i e j respectivamente;

$\bar{Y}$ representa a media da amostra;

n é o número total de observações, nesse caso o número total de áreas (distritos).

Segundo Andrade et. al. (2007), o Índice Global de Moran varia de -1 a 1, sendo a autocorrelação positiva quanto mais próximos de 1 os valores estiverem indicando uma similaridade e relação directa entre os distritos. A autocorrelação será negativa quanto mais próximos de -1 o Índice de Moran estiver expressando uma relação inversa. Os valores de atributos próximos de 0 demonstram a ausência de autocorrelação.

3.3.1.3 Diagrama de dispersão de Moran

O diagrama de dispersão de Moran (**Figura 3.3.2**) configura-se como um gráfico que representa a dispersão das regiões e tem como objectivo visualizar o padrão espacial do atributo de análise com ele mesmo ou com outros dados de interesse. De acordo com Almeida (2012), a divisão do diagrama é feita em quatro quadrantes que correspondem a padrões de associação linear, onde o eixo vertical representa a defasagem espacial do atributo e o eixo horizontal corresponde ao valor do atributo.



Figura 3.3.2: Diagrama de dispersão de Moran.

Fonte: Almeida (2012).

O primeiro quadrante corresponde ao padrão Alto-Alto (AA), representando áreas com valores altos, acima da média, e que são rodeadas por valores também acima da média. O terceiro quadrante diz respeito aos agrupamentos de valores abaixo da média para o território de estudo e para seus vizinhos, sendo representado como Baixo-Baixo (BB). Esses dois quadrantes indicam a existência de uma associação espacial positiva, onde uma área e seus vizinhos têm valores semelhantes.

Os segundo e quarto quadrantes estão relacionados aos conjuntos Alto-Baixo (AB) e Baixo-Alto (BA) respectivamente. O quadrante AB representa valores do atributo acima da média rodeado de valores abaixo da média; e o quadrante BA corresponde ao inverso, valores baixos com vizinhos acima da média. Esses dois quadrantes indicam a existência de uma associação espacial negativa, onde uma área e seus vizinhos têm valores distintos.

Os quadrantes Alto-Alto e Baixo-Baixo representam um padrão sistemático de ordenação dos valores do atributo de análise quando se verifica um evento de contágio de um fenômeno de risco ou de seu transbordamento para áreas vizinhas (Almeida, 2004). Assim, essa representação mostra uma maior propensão em haver similaridade entre áreas vizinhas.

Assim, a presente pesquisa, para a análise univariada, o quadrante Alto-Alto representa os distritos com altos níveis de adoção de tecnologias agrárias melhoradas e que estão rodeadas também por altos valores da mesma variável. Já o quadrante Baixo-Baixo, diz respeito aos distritos com baixos níveis de adoção de tecnologias agrárias melhoradas e que são vizinhas de distritos com a mesma característica, diferentemente dos quadrantes Baixo-Alto e Alto-

baixo, os quais expressão, respectivamente, distritos com baixos níveis de adoção em meio a distritos com altos níveis e vice-versa.

3.3.1.4 Teste de Pseudo Significância

O conhecimento da validade estatística do Índice de Moran é muito importante para o desenvolvimento e análise dos resultados. Assim, aplica-se o Teste de Pseudo Significância para aferir se os valores encontrados no índice apresentam uma correlação espacial significativa. O Teste é feito a partir de permutações nos valores dos atributos de cada região, ou seja, os valores vão sendo redistribuídos, de maneira aleatória, produzindo novos arranjos espaciais (Prado et. al, 2010).

A partir das diferentes combinações, é formada uma distribuição empírica do Índice de Moran, tendo em vista que apenas um arranjo diz respeito à situação observada. A representação é feita através de um gráfico de distribuição normal, onde as extremidades correspondem às significâncias estatísticas (valor-p), corroborando com Martini (2009).

O valor de Z obtido através do teste, corresponde a um determinado quantil da distribuição normal padronizada, que corresponde a um determinado valor-p. O índice de Moran será considerado significativamente diferente de zero se o valor-p for inferior ao nível nominal de significância previamente estabelecido (5%).

Porém, Mondini e Chiaravalloti (2008) afirmam que a estatística global de Moran dá apenas uma ideia global sobre a presença da autocorrelação espacial presente na variável, não identificando as áreas que são mais similares entre si, ou seja, o índice global de Moran não indica o conjunto de áreas que podem formar “clusters”. Assim, observa-se a necessidade de evidenciar também um indicador local de autocorrelação espacial denominado “LISA²”.

3.3.1.5 Índice Local de Associação Espacial (LISA)

De acordo com Druck et al. (2004) e Câmara et al. (2002), a utilização de indicadores locais é muito importante quando o local de estudo abrange um grande número de áreas, tendo em vista que, em decorrência do detalhamento da escala, diferentes processos de correlação espacial podem ser visualizados. Assim, através de indicadores locais, é possível comparar o valor de determinadas áreas com o valor das vizinhas, evidenciando vários regimes espaciais.

² Do Inglês *local indicator of spatial analysis* (LISA)

O Índice Local de Associação Espacial, configura-se como uma decomposição dos índices globais, calculando um valor de associação espacial para cada elemento de análise no mapa, ao invés de um valor único para todo o agrupamento de dados (Anselin, 1995; Anselin e Bao, 1997).

A partir do LISA é possível analisar diferentes padrões espaciais ao longo da área de estudo, identificando regiões que são mais agrupadas ou dispersas, e também valores atípicos (*outliers*), corroborando com Andrade et al. (2007). Além disso, a análise com indicadores locais, assim como nos globais, podem calcular a autocorrelação multivariada (Anselin, 2004), ou seja, a análise é feita para um atributo em determinada localização e para outro em áreas vizinhas. De acordo com Prado et. al. (2010), a equação para o Índice Local de Moran é:

$$\hat{I}_i = \frac{Y_i \sum_{j=1}^n W_{ij} Y_j}{\sum_{j=1}^n Y_j^2} \quad (3.2)$$

Onde:

$\hat{I}_i$ é o índice de autocorrelação espacial na área i;

Y_i é a variável aleatória na área i;

Y_j é a variável aleatória na área j;

W_{ij} são os elementos da matriz de proximidade espacial normalizada nas linhas.

De acordo com Anselin (1995) e Almeida (2004), o mapa de significância LISA (LISA map) possibilita a representação do gráfico de espalhamento de Moran, mostrando as áreas de onde as estatísticas locais de Moran foram significativas. Sua representação é feita com as seguintes classificações: áreas que não apresentam significância; áreas com 95% (valor-p = 0,05), 99% (valor-p = 0,01) e 99,9% (valor-p = 0,001) de significância. Após processada a significância, gera-se um mapa com a indicação das áreas que apresentam valores de correlação espacial local significativos.

Já no mapa do Índice Local de Moran (*LISA cluster map*) têm-se o resultado da combinação do diagrama de dispersão de Moran e da significância local, sendo a classificação de associação espacial representada por: Alto-Alto, Baixo-Baixo, Alto-Baixo e Baixo-Alto (Almeida, 2004). Os valores positivos do Índice de Moran Local indicam a formação de clusters com valores

parecidos (Alto-Alto e Baixo-Baixo); e os valores negativos fazem referência aos clusters distintos (Alto-Baixo e Baixo-Alto). Assim, é possível identificar no mapa as áreas com conglomerados de cada quadrante.

3.3.2 Modelos de regressão para dados correlacionados

Dado um conjunto de regiões geográficas, as observações colectadas em regiões mais próximas geralmente tendem a ter características similares, em comparação com regiões distantes. Do ponto de vista estatístico, este fenómeno é atribuído ao facto da autocorrelação entre as observações recolhidas em regiões mais próximas ser mais elevada do que as regiões que estão distantes. Assim, este processo espacial observado ao longo de uma rede ou de um conjunto de regiões, geralmente é modelado usando modelos autorregressivos (Kyung e Ghosh, 2010).

Segundo Cressie (1991), os modelos autorregressivos assumem que a adopção de tecnologias agrarias melhoradas em cada distrito é uma função não só da variável explicativa nesse local, mas também dos valores das respostas dos vizinhos, isto é, a estrutura autorregressiva dos modelos requer uma definição de dados de vizinhança.

Os dois modelos mais comumente utilizados na análise de regressão de dados com dependência espacial, são: Modelo Espacial Autorregressivo (SAR)³ e Modelo de Erro Espacial (SEM)⁴, esse segundo também conhecido como Modelo Condicional Autorregressivo (CAR)⁵. Ambas abordagens relacionam os dados de um determinado local com uma combinação linear de valores vizinhos, que representam a estrutura autorregressiva (Collins et al. 2006).

3.3.3 Modelo espacial autoregressivo (SAR)

O modelo SAR considera que a variável dependente apresenta autocorrelação espacial, ou seja, os valores da variável resposta em uma região estão relacionados aos valores observados em regiões vizinhas. Essa dependência espacial é incorporada por meio do termo ρW , que representa um vector de defasagens espaciais. Esse termo permite modelar a influência das áreas vizinhas sobre a variável resposta Y . A formulação matemática do modelo pode ser expressa da seguinte forma (Anselin, 1999):

$$Y = X\beta + \rho WY + \varepsilon \quad (3.3)$$

³ Do inglês *Simultaneous Autoregressive Model* (SAR)

⁴ Do inglês *Spatial Error Model* (SEM)

⁵ Do inglês *Conditional Autoregressive Model* (CAR)

Onde:

Y é um vector de observações ($n \times 1$) nas n áreas;

W é a matriz de proximidade espacial;

X é uma matriz ($n \times p$) com $p - 1$ variáveis explicativas, medidas nas n áreas;

β é o vetor de parâmetros ($n \times 1$);

ρ é o coeficiente espacial autorregressivo, a restrição sobre este coeficiente é que ele se situe no intervalo aberto entre -1 e 1 ($|\rho| < 1$) (Almeida, 2012);

ε é um vector ($n \times 1$) de erros aleatórios inerentes a cada observação que seguem uma distribuição normal com média zero e variância constante, isto é, $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$.

A ideia básica no modelo (3.3) é incorporar a autocorrelação espacial como componente do modelo e é utilizado quando se deseja explicar a variável dependente Y a partir dela mesma e de outras variáveis explicativas.

A hipótese nula para a não existência de autocorrelação espacial é que $\rho = 0$. Pode-se observar que na ausência de autocorrelação espacial ($\rho = 0$), o modelo espacial autoregressivo (equação 3.3) é o modelo de regressão linear clássico.

Caso o parâmetro espacial ρ seja positivo e significativo denota que a autocorrelação espacial existe e é positiva. Assim, uma autocorrelação espacial positiva indica que há similaridade entre os valores tanto do atributo em estudo quanto da sua localização espacial, ou seja, há concentração espacial, baixa ou alta, na variável de interesse em relação a esses valores na vizinhança estabelecida (Almeida, 2012).

No contexto da pesquisa, caso o parâmetro espacial ρ seja positivo e significativo implica que um alto (baixo) valor na proporção de adoção de tecnologias agrárias melhoradas nas regiões vizinhas ao distrito i aumenta (diminui) esse valor no próprio distrito i . Ou seja, há similaridade na proporção de adoção de tecnologias agrárias melhoradas tanto no distrito i quanto nas regiões vizinhas a ele.

Por outro lado, se a autocorrelação espacial é negativa e significativa indica que há dissimilaridade entre os valores do atributo em estudo e a localização espacial do mesmo, ou seja, há dissimilaridade espacial, baixa ou alta, na variável de interesse em relação a esses valores na vizinhança estabelecida.

No seguimento do estudo, um ρ negativo indica que uma alta (baixa) proporção de adoção de tecnologias agrárias nas regiões vizinhas ao distrito i diminui (aumenta) essa proporção no próprio distrito i . Isso indica dissimilaridade entre a proporção de adoção de tecnologias agrárias no distrito i em relação a essa proporção nas regiões vizinhas a ele.

Assim, feitas as estimativas dos parâmetros, o modelo SAR para a presente pesquisa foi especificada como se mostra a seguir:

$$\begin{aligned} \text{Adopção de Tecnologia} = & \rho W(\text{Adopção de Tecnologia}) + \beta_1(\text{Idade}) + \beta_2(\text{Genero}) + \\ & \beta_3(\text{Educação}) + \beta_4(\text{Tamanho do AF}) + \beta_5(\text{Tamanho da propriedade}) + \\ & \beta_6(\text{Outra fonte de rend}) + \beta_7(\text{Credito}) + \beta_8(\text{Serviço}) + \beta_9(\text{Grupo de produ}) + \varepsilon \end{aligned} \quad (3.4)$$

Neste caso, a proporção de adoção de tecnologia em uma região é influenciada pela adoção nas regiões vizinhas, controlado pelas variáveis independentes.

3.3.4 Modelo de erro espacial (CAR)

O modelo CAR pressupõe que o processo autorregressivo está associado ao termo de erro, de modo que a dependência espacial ocorre por meio dos resíduos. De acordo com Filho et al. (2003), essa abordagem é mais adequada quando a autocorrelação espacial não pode ser completamente explicada pela inclusão das variáveis explicativas no modelo, caracterizando uma dependência espacial induzida. Isso pode ocorrer, por exemplo, quando uma variável explicativa com estrutura espacial relevante não é considerada na análise. Nessa situação, os efeitos da autocorrelação espacial são atribuídos ao termo de erro.

Segundo Anselin (1999), o modelo CAR é especificado da seguinte forma:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (3.5)$$

Os erros da equação (3.5) apresentam a seguinte estrutura autorregressiva:

$$\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u \quad (3.6)$$

Onde:

Y é um vector de observações ($n \times 1$) nas n áreas;

W é a matriz de proximidade espacial;

X é uma matriz ($n \times p$) com $p - 1$ variáveis explicativas, medidas nas n áreas;

β é o vetor de parâmetros ($p \times 1$);

λ é o coeficiente espacial autorregressivo;

u é a componente do erro não correlacionada que se supõe seguir uma distribuição normal com média zero e variância constante, isto é, $u \sim N(0, \sigma^2)$.

A hipótese nula que testa a ausência de autocorrelação espacial estabelece que $\lambda = 0$, ou seja, o termo erro não é espacialmente correlacionado. Pode-se observar que na ausência, indicando que o termo de erro não apresenta correlação espacial. Nesse cenário, quando $\lambda = 0$, o modelo de erro espacial (conforme representado na equação 3.5) se reduz ao modelo clássico de regressão linear geral, sem influência de dependências espaciais nos resíduos.

Assim, feitas as estimativas dos parâmetros, o modelo CAR para a presente pesquisa foi especificado como se mostra a seguir:

$$\begin{aligned} \text{Adopção de Tecnologia} = & \beta_1(\text{Idade}) + \beta_2(\text{Genero}) + \beta_3(\text{Educação}) + \\ & \beta_4(\text{Tamanho do AF}) + \beta_5(\text{Tamanho da propriedade}) + \beta_6(\text{Outra fonte de rend}) + \\ & \beta_7(\text{Credito}) + \beta_8(\text{Serviço}) + \beta_9(\text{Grupo de produ}) + \varepsilon \end{aligned} \quad (3.7)$$

e $\varepsilon = \lambda W\varepsilon + u$, assim, a dependência espacial estaria no termo de erro ε , indicando que factores não observados que influenciam a adopção de tecnologias agrarias melhoradas num distrito também afectam regiões vizinhas.

3.3.5 Procedimentos de análise de dados

As análises estatísticas foram realizadas utilizando os softwares Stata (versão 14) para a transformação das variáveis, QGIS (versão 3.28.14) para a definição dos dados geográficos e espacialmente georreferenciados e Geoda (Geoda Center For Geospatial Analysis and Computation, 2010) para a construção dos mapas e índices de análise espacial, bem como para o ajuste dos modelos SAR e CAR.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo são apresentados três resultados principais, nomeadamente, a análise do padrão de distribuição espacial da adopção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique, a identificação das regiões críticas com baixos níveis de adopção das tecnologias, identificação dos factores que influenciam a adopção de tecnologias agrárias melhoradas e por fim análise das principais implicações para políticas.

4.1 Análise exploratória

4.1.1 Níveis de adopção das tecnologias agrárias em Moçambique

Na Figura 4.1.1 abaixo, tem-se a distribuição espacial da proporção dos agricultores que utilizaram sementes melhoradas (A) e fertilizantes químicos (B) na campanha agrícola 2019/2020. Uma maior concentração dos agricultores que fizeram uso de semente melhoradas situa-se na região Sul e Central-norte e oeste, representando entre 11 e 29% de agricultores. Nos distritos da região centro e norte do País se observa pouco uso de sementes melhoradas abaixo de 4% de agricultores.

O uso de fertilizante químicos esta concentrada na região central-norte, região norte e na região extrema no Sul, representando entre 7 e 48%. Baixos níveis de adopção encontram-se na região central-oeste e este com menos de 7%.

Os autores Chipenete et al. (2022), relataram que uma maior concentração dos agricultores que fizeram uso de sementes melhoradas do milho, situa-se na região central e centro-oeste do País, representando entre 29 e 38% de agricultores e na região do extremo sul e norte, observaram pouco uso de tais sementes abaixo de 7% de agricultores. Por outro lado, Nova (2024), também destaca que no País, do total de 59 empresas produtoras de sementes de cereais e registadas na Autoridade Nacional de Sementes (ANS) em 2022, 15 situam-se na província de Manica, sendo que as empresas internacionais de milho, como a Seed.co, PANNAR, Klein Kroo (K2), se especializam na produção de sementes híbridas e as empresas nacionais se concentram na produção de semente de polinização aberta.

Come (2021), constatou que a província de Tete apresenta taxa de uso de explorações aplicando fertilizantes situada acima da média nacional. Também acrescenta que a província de Niassa que ao longo do período 2002 a 2015 duplicou a percentagem de explorações que usaram

fertilizantes e as províncias da Zambézia e de Sofala, ambas localizadas no centro de Moçambique, são as que apresentaram as percentagens mais baixas de explorações que usaram fertilizantes. Esta constatação pode ser explicada pelas culturas produzidas, Ninho (2017) afirma que uma grande desigualdade na distribuição do uso de crédito e insumos em Moçambique a favor principalmente das províncias de Tete e Niassa, que produzem principalmente tabaco e batata-reno.

Mosca e Abbas (2021), baseando-se em dados do IAI 2020, afirmam que o tabaco (71.8%), a batata-reno (56.8%), seguindo-se o algodão (18.6%), feijão manteiga (10.5%), a soja (9.3%) e as hortícolas (7.9%) são as culturas que mais utilizam fertilizantes. Também afirmam que a província de Tete é a que mais usa fertilizantes químicos em culturas alimentares (batata-reno, feijão manteiga, milho, arroz e hortícolas), além da cultura de tabaco, onde se concentra a maior área desta cultura no país.

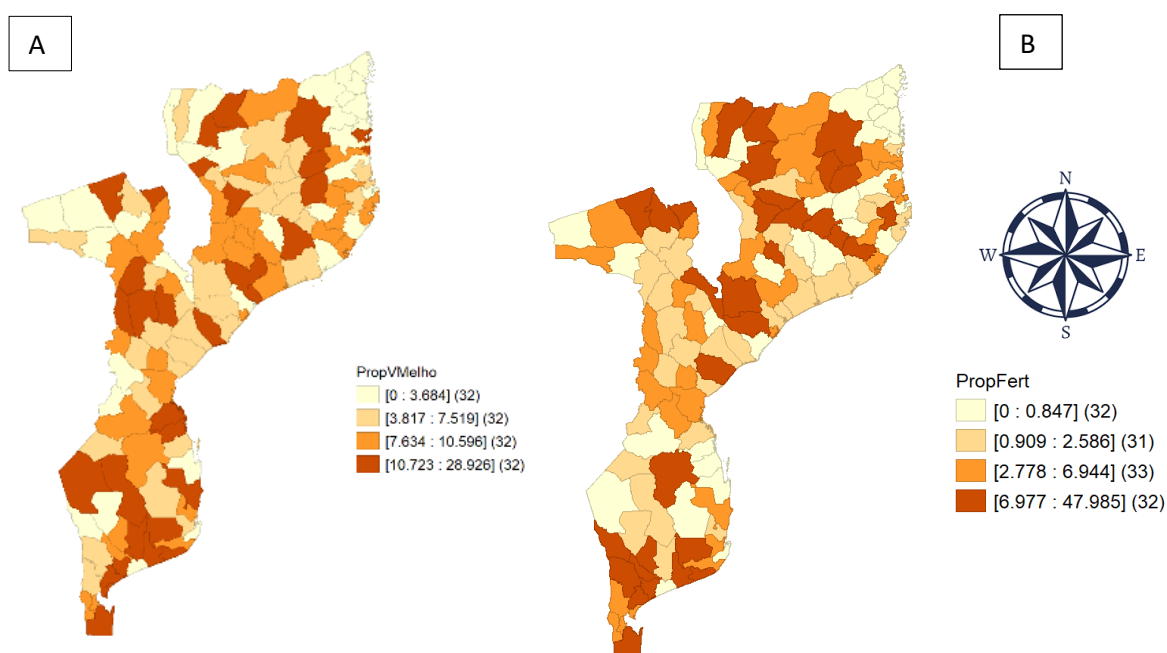


Figura 4.1.1: Proporção de adopção de sementes melhoradas (A) e proporção de adopção de fertilizantes (B).

Na Figura 4.1.2 abaixo, tem-se a distribuição da proporção dos agricultores que utilizaram mecanização (C) e irrigação (D). Uma maior concentração dos agricultores que fizeram uso de mecanização situa-se na região Norte-oeste (Cuamba, Mavago, Mecanhelas) Central-oeste (Machanga, Chemba, Manica) e no extremo da região sul (Moamba, Matutuine, Massingir,

Marracuene, Massangena, Homoine) representando entre 29 e 46% de agricultores. Nos distritos da região Central-este e Norte-este do País se observa baixos níveis do uso de mecanização agrícola representando níveis abaixo de 4%. Cunguara (2011), afirma que a presença da mosca tsé-tsé, que é mais severa na região norte do País, limita o uso de tração animal, reduzindo as opções de mecanização disponíveis para os agricultores.

Os resultados acima condizem com os de Come (2022), afirmando que o uso da mecanização agrícola está praticamente concentrado no sul do país (Inhambane, Gaza e Maputo) bem como nas províncias centrais de Tete e de Manica, sendo praticamente inexistente na Zambézia e no Norte de Moçambique (Nampula, Cabo Delgado e Niassa).

A concentração do uso da mecanização nessas regiões pode ser atribuída a vários factores. Estudos como os de Uaiene, (2012) e Zavale et al (2020), indicam que a presença de infraestruturas adequadas, acesso a serviços de extensão rural e programas governamentais de apoio à mecanização são mais prevalentes nessas áreas, facilitando a adopção de tecnologias. Por exemplo, a implementação de centros de prestação de serviços aos produtores tem dinamizado o sector agrário.

Os níveis mais altos de irrigação estão concentrados na região Sul e Central-oeste do País, representando níveis de adopção entre 8 a 37% e os baixos níveis de adopção encontram-se na região Central-este e Norte com menos de 8%. Cabe destacar que o sul de Moçambique é a região que apresenta precipitação baixa e mais irregular se comparada com o Centro e Norte. Nesse sentido, era esperado que houvesse incremento de explorações que irrigam as culturas, especialmente na região sul do país. Para Uaiene et al. (2011) a irrigação de cultura está confinada à produção peri-urbana com vegetais, cana-de-açúcar e arroz em algumas áreas limitadas, como a região sul do País.

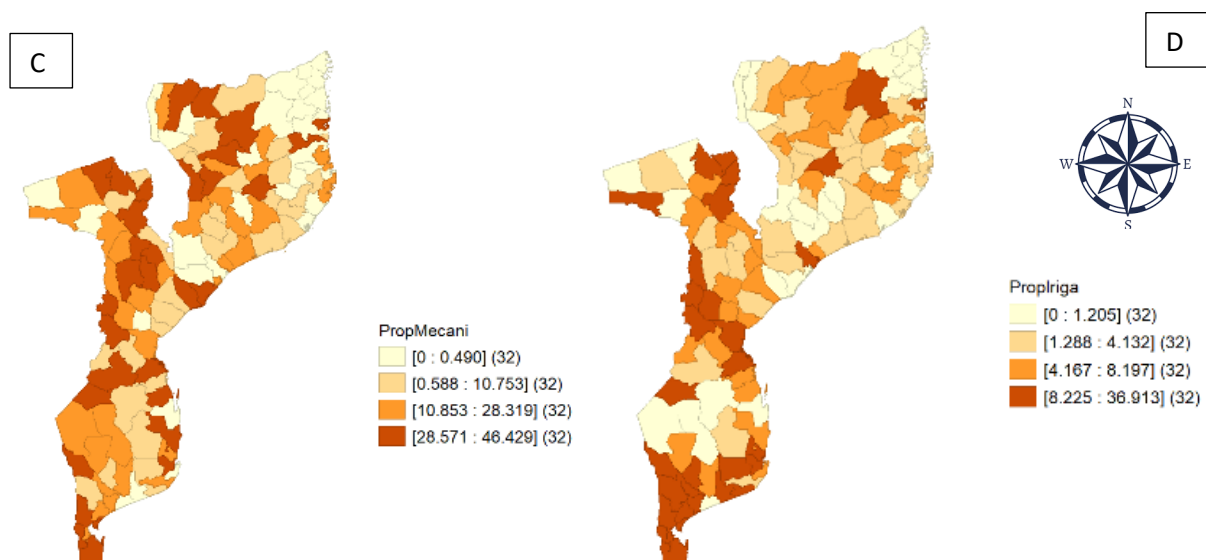


Figura 4.1.2: Proporção de adopção de Mecanização agrícola (C) e proporção de adopção de Irrigação (D).

Na Figura 4.1.3 abaixo, apresenta-se a distribuição da proporção dos agricultores que utilizaram pesticidas agrícolas (E). Uma maior concentração dos agricultores que fizeram uso de pesticidas situa-se na região Central-norte e Norte, representando níveis de adopção entre 7 e 37% e níveis baixos de adopção foram observados nas regiões Central-oeste e Sul do País, representando níveis abaixo de 3% de adopção. Come (2022) aponta que, as províncias da Zambézia, Sofala e Gaza apresentaram as taxas mais baixas de explorações que aplicam pesticidas no país e as províncias de Tete, Niassa e Nampula apresentaram níveis considerados acima da média em termos de usa de pesticidas.

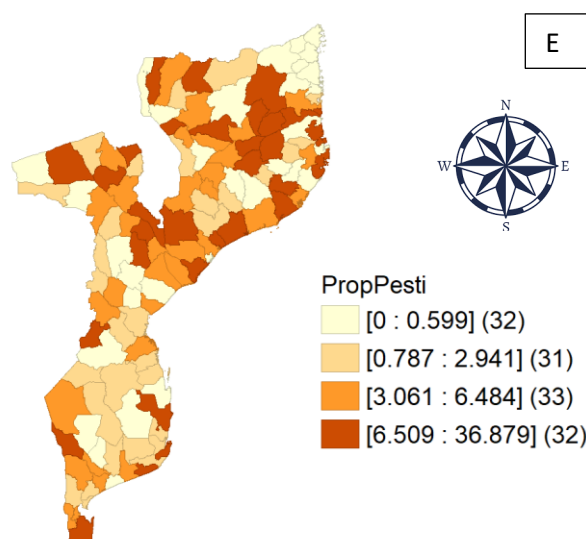


Figura 4.1.3: Proporção de adopção de Pesticida.

4.1.2 Distribuição espacial da adoção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique

Na **Tabela 4.1.1** tem-se a estimativa da estatística global de Moran bem como a avaliação de sua significância através do teste de pseudo significância para a adoção de tecnologias agrárias melhoradas. As estimativas do Índice de Moran para a proporção dos pequenos agricultores que adotaram sementes melhoradas, fertilizantes, pesticidas é de 0.039, 0.013 e 0.038 respectivamente e pelo resultado do teste de pseudo significância essas tecnologias foram não significativas ($p\text{-valor} > 0.05$), sugerindo assim que há uma associação espacial positiva, porém estatisticamente não difere de zero (Druck et al., 2004), o que significa que há ausência de dependência espacial no padrão de adoção de sementes melhoradas, fertilizantes e pesticidas.

Para o caso da proporção de pequenos agricultores que adoptaram mecanização agrícola e irrigação, a análise da autocorrelação espacial através do índice de Moran mostrou que existe uma associação espacial positiva e significativa entre as observações da variável de resposta, uma vez que o índice de Moran é de 0.136 e 0.382 para mecanização e irrigação respectivamente e $p\text{-valor} < 0.05$. Estes resultados sugerem que os distritos com altos níveis de adoção de mecanização agrícola e irrigação estão provavelmente rodeados por distritos com altos níveis de adoção e os distritos caracterizados por baixos níveis de adoção estão rodeados por vizinhos com baixos níveis também.

Tabela 4.1.1: Estimativas da estatística do índice de Moran e sua significância para adoção de sementes melhoradas, fertilizantes, mecanização, irrigação e pesticidas.

Tecnologias	Estatística				
	Índice de Moran	Valor esperado	Erro padrão	Z-valor	P-valor
Variedades melhoradas de sementes	0.039	-0.0079	0.059	0.83	0.21
Fertilizantes químicos	0.013	-0.0079	0.054	0.4	0.29
Mecanização	0.136	-0.0079	0.057	2.453	0.01
Irrigação	0.382	-0.0079	0.058	6.67	0.001
Pesticidas químicos	0.038	-0.0079	0.057	0.4	0.746

Contudo, esta é uma análise global, necessitando que seja feita também uma análise através do índice local de autocorrelação espacial (*LISA cluster map*). Na Figura 4.1.4 abaixo, está representado graficamente o mapa do Índice Local de Moran (*LISA cluster map*) para a adoção de variedades de sementes melhoradas (A) e fertilizantes (B), onde é possível

identificar no mapa as áreas com conglomerados de cada quadrante, porém, nota-se que não existe uma tendência destas áreas (distritos) formarem padrões espaciais agregados com seus vizinhos (*clusters*).

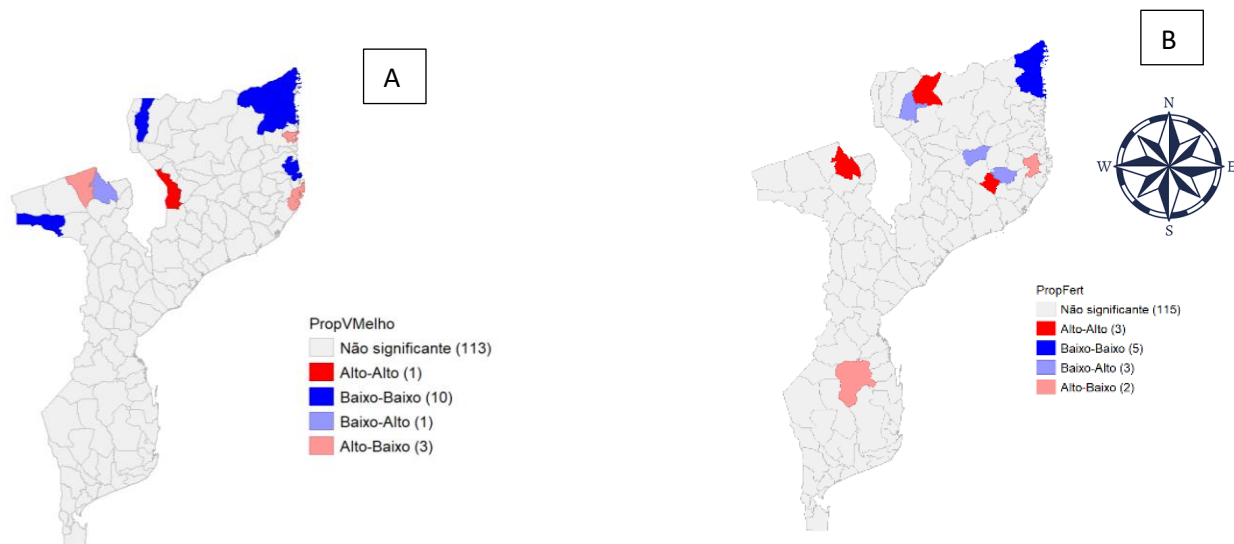


Figura 4.1.4: LISA cluster map para a proporção de adoção de sementes melhoradas (A) e fertilizantes (B) pelos pequenos agricultores.

Os distritos que possuem designação Alto-Alto e Baixo-Baixo são locais onde a autocorrelação espacial é positiva e as designações Baixo-Alto e Alto-Baixo correspondem a locais de associação espacial negativa (**Figura 3.3.2**).

Para a adoção de sementes melhoradas, pode-se notar uma maior formação de agrupamentos do tipo Baixo-Baixo (distritos da província de Cabo Delgado) e Alto-Baixo (Mossuril, Metuge e Chifunde), apenas foi identificado um distrito com agrupamento Alto-Alto (distrito de Mecanhelas) e Baixo-Alto (Macanga), os restantes distritos não foram significativos. Para o caso das áreas pertencentes aos agrupamentos Alto-Alto e Baixo-Baixo, significa que a dependência espacial entre os distritos é positiva, isto é, as proporções de adoção de sementes melhoradas nessas áreas são similares entre si, enquanto os distritos correspondentes aos agrupamentos Baixo-Alto e Alto-Baixo, a dependência espacial nessas áreas, em relação aos seus vizinhos é negativa, ou seja, a proporção de adoção de sementes melhoradas, tendem a ser dissimilares em áreas vizinhas.

A Figura 4.1.4 (B) acima, mostra que a adoção de fertilizantes em maioria dos distritos do País não foi estatisticamente significativa. Observar-se também que existem 4 tipos de agrupamentos espaciais na adoção de fertilizantes, podendo se destacar que os agrupamentos

estão dispersos entre si, sendo três agrupamentos do tipo Alto-Alto que indica valores acima da media de adopção de fertilizantes no distrito tem uma influencia de maior adopção dos distritos vizinhos, nota-se que os distritos de Macanga (Tete) e Mavago (Niassa) fazem fronteiras com os países do interland (como o vizinho Malawi) o que pode influenciar em altos níveis de adopção. Mosca e Abbas (2021), afirmam que a província de Tete é a que mais usa fertilizantes químicos em culturas alimentares (batata-reno, feijão manteiga, milho, arroz e hortícolas), além da cultura de tabaco, onde se concentra a maior área desta cultura no país.

Os cinco distritos que apresentam um agrupamento do tipo Baixo-Baixo, não foram incluídas pelo MADER no âmbito do IAI devido a situação de instabilidade, são eles da província de Cabo Delgado (Palma, Nangade, Mocímboa da Praia, Macomia e Muidumbe).

Os distritos de Muembe (Niassa) e Lalaua (Nampula) apresentam um agrupamento do tipo Baixo-Alto e pode-se se notar pelo mapa que tem níveis baixos de adopção de fertilizantes enquanto os seus distritos vizinhos apresentam níveis altos de adopção. Apenas dois distritos apresentaram níveis de adopção Altos enquanto os seus distritos vizinhos apresentam níveis baixos de adopção (agrupamento Alto-Baixo).

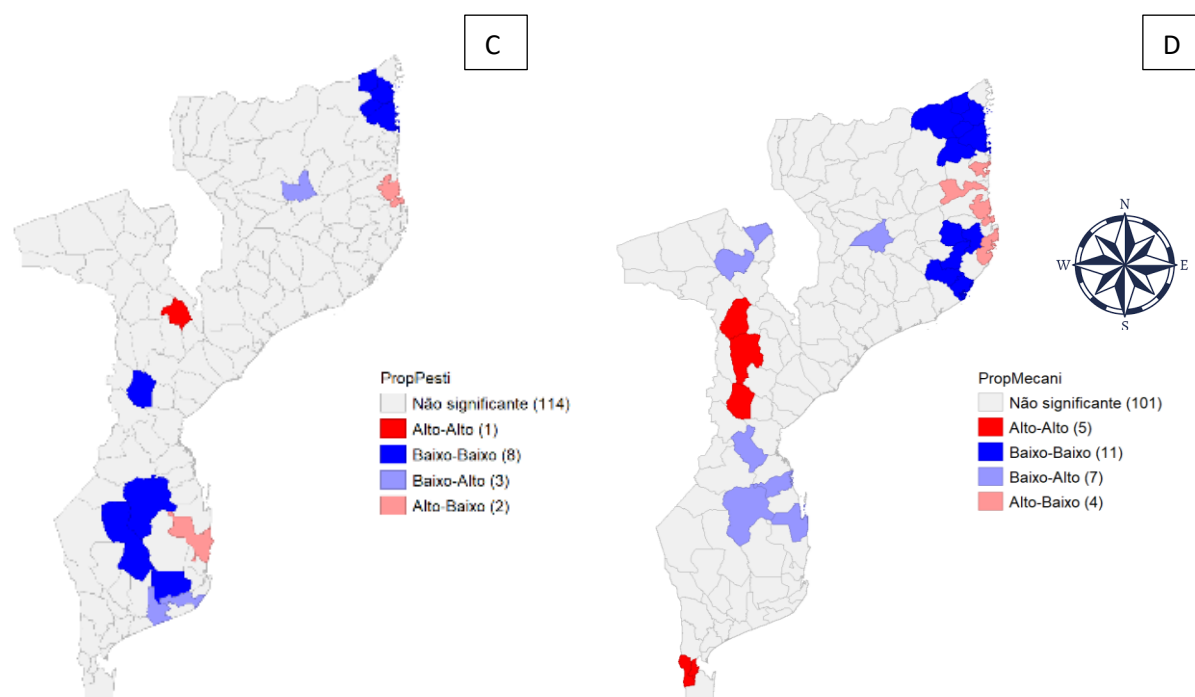


Figura 4.1.5: LISA cluster map para a proporção de adopção de pesticidas e Mecanização pelos pequenos agricultores no País.

A **Figura 4.1.5 (C)** acima, mostra que a adopção de pesticidas agrícolas em 114 distritos do País não foi estatisticamente significativa e 14 distritos mostraram-se significativos em termos de adopção. Observa-se também que existem agrupamentos ou padrão de adopção de fertilizantes do tipo Alto-Alto (distrito de Chemba-Sofala) e Baixo-Baixo que observa-se na região sul do País, em que os distritos que apresentam baixos níveis de adopção de pesticidas tendem a estar cercados de distritos com baixos níveis de adopção. As designações Baixo-Alto (Inharime, Mandlakazi, Nipepe) e Alto-Baixo (Massinga e Memba) não tendem a formar agrupamentos entre os seus vizinhos, que são locais de associação espacial negativa.

Quanto a mecanização, **Figura 4.1.5 (D)**, observa-se primeiro que, os distritos caracterizados por Alto-Alto tendem a formar agrupamentos na região centro e sul do País, verifica-se nessas regiões que distritos com níveis altos de adopção de mecanização estão rodeados por vizinhos com níveis altos de adopção. Por outro lado, também se verifica agrupamentos do tipo e Baixo-Baixo tendem a se formar nos distritos da região norte (Nampula), em que os distritos com baixos níveis de adopção de mecanização estão rodeados por distritos com níveis baixos de adopção, correspondem a áreas com associação espacial positiva significativa. Em segundo lugar, os distritos classificados como Baixo-Alto (Inhambane e Tete) e Alto-Baixo (Nampula) representam uma associação espacial negativa significativa, o que significa que os distritos com níveis mais baixos de adopção de mecanização estão rodeados por distritos com níveis elevados e vice-versa. Finalmente, os 101 distritos cuja associação espacial não é significativa não estão auto-correlacionados espacialmente com os seus vizinhos.

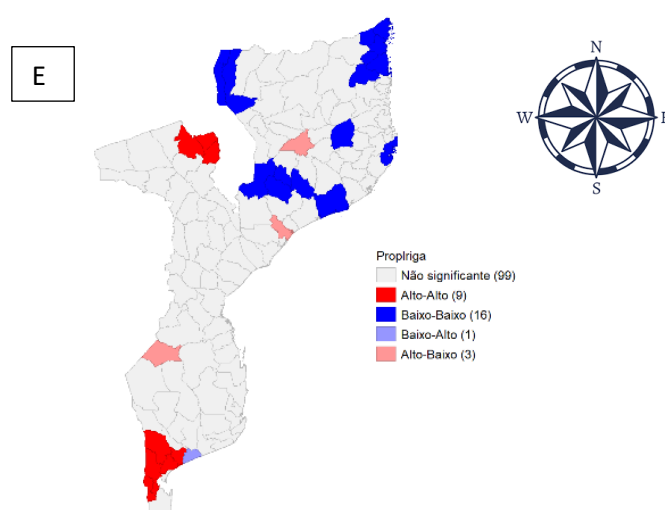


Figura 4.1.6: LISA cluster map para a proporção de adopção de irrigação agrícola pelos pequenos agricultores no País.

Na **Figura 4.1.6** destaca-se que os distritos caracterizados por Alto-Alto tendem a formar agrupamentos na região centro (distritos de Macanga, Tsangano) e sul (distritos de Moamba, Namaacha, Boane, Magude, Manhiça), verifica-se nessas regiões que distritos com níveis altos de adoção de irrigação estão rodeados por vizinhos com níveis altos de adoção. Por outro lado, também se verifica agrupamentos do tipo Baixo-Baixo e tendem a se formar nos distritos da região centro (Ile, Lugela, Milange, Namaroi) e norte (Mecuburi, Mossuril, Lago), em que os distritos com baixos níveis de adoção de irrigação estão rodeados por distritos com níveis baixos de adoção, correspondem a áreas com associação espacial positiva significativa. Os distritos classificados como Baixo-Alto e Alto-Baixo (Malema, Nicoadala, Massangena) representam uma associação espacial negativa significativa, o que significa que os distritos com níveis mais baixos de adoção de irrigação estão rodeados por distritos com níveis elevados e vice-versa.

4.2 Ajuste dos modelos

Foram ajustados aos dados, os modelos de regressão espacial SAR e CAR, tendo em conta a ocorrência de associação espacial entre observações de adoção de sementes melhoradas, pesticidas, fertilizantes, mecanização e irrigação, medida pelo índice de Moran. A tabela 4.2.1 apresenta os resultados do diagnostico do modelo espacial a ser usado no ajuste dos modelos para os diferentes tipos de tecnologias analisadas neste estudo.

Tabela 4.2.1: Testes de diagnostico para o ajuste do modelo de regressão espacial para a adoção de tecnologias agrarias melhoradas.

Mecanização			
TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	0.0523	0.9322	0.3512
Lagrange Multiplier (lag)	1	0.6789	0.41
Robust LM (lag)	1	0.1364	0.7119
Lagrange Multiplier (error)	1	0.5796	0.4465
Robust LM (error)	1	0.0371	0.8473
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	0.716	0.6991
Sementes melhoradas			
TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0.1196	-1.6205	0.1051
Lagrange Multiplier (lag)	1	2.9098	0.0880
Robust LM (lag)	1	0.0015	0.9696
Lagrange Multiplier (error)	1	3.0339	0.0815
Robust LM (error)	1	0.1256	0.7231
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	3.0354	0.2192

Pesticidas			
TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0.1196	-1.6205	0.10513
Lagrange Multiplier (lag)	1	2.9098	0.088
Robust LM (lag)	1	0.0015	0.9695
Lagrange Multiplier (error)	1	3.0339	0.0815
Robust LM (error)	1	0.1256	0.723
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	3.0354	0.2192
Fertilizantes			
TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0.0805	-1.0398	0.29845
Lagrange Multiplier (lag)	1	0.5664	0.4517
Robust LM (lag)	1	3.0711	0.0797
Lagrange Multiplier (error)	1	1.3744	0.24105
Robust LM (error)	1	3.8792	0.04889
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	4.4455	0.10831
Irrigação			
TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	0.1897	2.9742	0.00294*
Lagrange Multiplier (lag-SAR)	1	16.9500	0.00004*
Robust LM (lag)	1	15.49	0.00008*
Lagrange Multiplier (error-CAR)	1	7.6378	0.00572*
Robust LM (error)	1	6.1792	0.01293*
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	23.1278	0.00001*

(*) indica que a adoção da tecnologia foi significativa para o ajuste com base nos testes indicados, a 5% de nível de significância.

Com base nos testes de multiplicadores de Lagrange e Índice de Moran, verifica-se que os resíduos apresentam dependência espacial ($p\text{-valor} < 0.05$) para a adoção de irrigação apenas. Ambos os testes, mostram significância para do ajuste, tanto do modelo espacial autoregressivo, assim como do modelo de erro espacial. Por outro lado, os mesmos testes mostraram não significativos para a dependência espacial dos resíduos ($p\text{-valor} > 0.05$) para a adoção de mecanização, sementes melhoradas, pesticidas e fertilizantes não foi notada a significância para o ajuste dos modelos espaciais.

Essa dependência espacial presente nos resíduos era esperada, pois tratando-se de dados espaciais, Druck et al. (2004) afirmam que no caso mais comum os resíduos continuam apresentando a autocorrelação espacial presente nos dados. As estimativas dos parâmetros nos modelos SAR e CAR, estão representados nas **Tabela 4.2.2** e **Tabela 4.2.3**.

Tabela 4.2.2: Estimativas dos parâmetros de adopção de irrigação por parte dos pequenos agricultores no modelo SAR.

Variáveis	Coefficiente	Erro Padrão	Valor-Z	P-Valor
Rho (ρ)	0.4995	0.0904	5.5232	0.0000*
CONSTANT	-0.5437	15.6046	-0.0348	0.9722
TAFMedio	0.6178	1.0143	0.6091	0.5425
TpropMedio	1.7940	6.8801	0.2608	0.7943
EducMedia	0.2856	0.3643	0.7839	0.0433*
PropH	-0.0806	0.1462	-0.5515	0.5813
IdadeMedia	0.0131	0.0043	3.0496	0.0023*
PropSerExt	-0.0931	0.1246	-0.7470	0.4551
PropGprod	0.3048	0.1753	1.7381	0.0322*
PropOrenda	-0.0404	0.0869	-0.4642	0.6425
PropCred	0.0312	0.7315	0.0334	0.0173*
Log Verossimilhança	-345.501			
R ² ajustado	0.365			
AIC	713.002			

Legenda: (*) indica que a variável teve um efeito significativo a 5% de nível de significância.

Tabela 4.2.3: Estimativas dos parâmetros de adopção de irrigação por parte dos pequenos agricultores no modelo CAR.

Variáveis	Coefficiente	Erro Padrão	Valor-Z	P-Valor
CONSTANT	5.2519	14.9672	0.3509	0.7257
TAFMedio	0.3253	0.9758	0.3334	0.7389
TpropMedio	1.7408	6.5315	0.2665	0.7898
EducMedia	0.1803	0.3501	0.5151	0.0461*
PropH	-0.1007	0.1452	-0.6932	0.4882
IdadeMedia	0.0091	0.0050	1.8417	0.0455*
PropSerExt	-0.1088	0.1209	-0.8997	0.3683
PropGprod	0.2579	0.1698	1.5185	0.0289*
PropOrenda	0.0297	0.0862	0.3452	0.7300
PropCred	0.0912	0.7315	0.1247	0.0173*
LAMBDA (λ)	0.5275	0.0930	5.6709	0.0000*
Log Verossimilhança	-348.7121			
R ² ajustado	0.3330			
AIC	717.424			

Legenda: (*) indica que a variável teve um efeito significativo a 5% de nível de significância.

O nível de educação, a idade, proporção de agricultores que pertencem a um grupo ou associação de agricultores e proporção de agricultores que se beneficiaram de crédito agrícola apresentam uma relação directa e significativa na adopção de irrigação por parte dos pequenos agricultores em ambos os modelos SAR e CAR.

Assim, espera-se que distritos com elevados níveis de educação, com agricultores mais velhos, com agricultores pertencentes aos grupos ou associações de produtores e os distritos com maior proporção de agricultores com acesso ao crédito agrícola tenham maiores níveis de adoção de irrigação das suas machambas.

Rosário e Kuhn (2020) e Jorge (2013), relataram que a baixa oferta de crédito agrário em Moçambique contribui para o insignificante uso de tecnologias agrárias como fertilizantes, pesticidas, irrigação e sementes melhoradas pelos agricultores. Come (2022), menciona que na província de Tete, onde o acesso ao crédito é relativamente elevado, encontram-se também as taxas mais elevadas de agricultores que aplicam fertilizantes e pesticidas, o que sugere existência de correlação forte e positiva entre o acesso ao crédito e o uso das tecnologias agrárias melhoradas.

As associações de agricultores são extremamente úteis na redução de assimetrias de informação e empoderamento dos seus membros para a negociação de preços de produtos e insumos agrícolas (Sitoe e Sitole, 2019). Assim, a pertença em grupo de produtores leva ao maior interesse em adotar novas tecnologias de produção como a irrigação.

Nkamleu et al. (1998), constatou que, a idade do chefe do agregado familiar tem uma influência significativa e positiva na adoção de tecnologias agrícolas, já que se acredita que com a idade, os agricultores acumulam mais capital pessoal e isto demonstra uma grande possibilidade de investimento em inovações.

Uaiene et al. (2011) afirma que a educação formal do chefe da família tem uma relação consistentemente positiva sobre os níveis de adoção de tecnologias. O efeito é forte para os altos níveis de educação. Tendo pelo menos sete anos de escolaridade feitos, indica a conclusão do ensino primário do primeiro grau. A conclusão, pelo menos do ensino primário do primeiro grau implica uma maior inclinação na adoção de novas tecnologias do que o baixo nível de escolaridade, ou zero (World Bank 2019).

O coeficiente espacial autoregressivo nos dois modelos apresentou um valor positivo e estatisticamente diferente de zero (p -valor <0.05), isto significa que os valores da adoção de irrigação em distritos próximos apresentam uma autocorrelação espacial positiva, ou seja, os valores nos distritos que fazem fronteira entre si são similares. Pelo critério de qualidade de ajuste dos modelos, verifica-se que o modelo SAR é o melhor modelo, pois, apresentou o

menor valor de AIC (713.002), maior valor do log verossimilhança (-345.501) e maior R^2 ajustado (0.365).

4.3 Implicações para políticas

Os resultados deste estudo apresentam implicações relevantes para o desenho e a implementação de políticas públicas voltadas à promoção da adoção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique tendo em conta a dependência espacial. Identificar regiões críticas em termos de baixos níveis de adoção de tecnologias, como sementes melhoradas, fertilizantes, mecanização, irrigação e pesticidas, aponta para a necessidade de estratégias direcionadas e regionais que abordem as barreiras específicas enfrentadas pelos pequenos agricultores em diferentes partes do País.

Primeiramente, os baixos níveis de adoção em regiões específicas sugerem que políticas de apoio devem priorizar intervenções localizadas que considerem as características socioeconômicas e institucionais dessas regiões. Por exemplo, na região Centro e Norte, onde os níveis de adoção de sementes melhoradas e mecanização são particularmente baixos, é essencial implementar programas de extensão agrícola mais robustos e acessíveis. Esses programas devem incluir capacitação técnica sobre o uso dessas tecnologias, aliados a subsídios ou incentivos que reduzam os custos iniciais para os pequenos agricultores.

Em segundo lugar, a relação significativa entre a adoção de irrigação e factores como o nível de educação, idade, associação a grupos de agricultores e acesso ao crédito evidencia a importância de políticas que promovam o acesso a educação básica e técnica no meio rural. Programas que incentivem a formação de associações ou cooperativas de agricultores também se mostram fundamentais, dado o papel dessas estruturas no acesso a recursos financeiros e técnicos. Além disso, é imperativo expandir o acesso ao crédito agrícola, especialmente em regiões onde os baixos níveis de adoção de irrigação e outras tecnologias estão associados à falta de recursos financeiros.

A análise comparativa entre os modelos espaciais (SAR e CAR) também reforça a necessidade de uma abordagem integrada que considere as interações espaciais entre os distritos. Isso implica que políticas agrícolas devem ser desenhadas de forma a promover sinergias regionais e compartilhar boas práticas entre comunidades agrícolas vizinhas. O uso do modelo SAR, considerado mais adequado, indica que a dinâmica de adoção de tecnologias é fortemente

influenciada por características espaciais e contextuais, o que reforça a necessidade de intervenções coordenadas em nível regional.

Por fim, a melhoria das infraestruturas rurais, como estradas, sistemas de irrigação e mercados, deve ser uma prioridade para aumentar o acesso e a viabilidade econômica da adoção de tecnologias agrárias. Políticas que promovam parcerias público-privadas podem desempenhar um papel estratégico na superação de desafios estruturais e financeiros, criando um ambiente mais favorável para a modernização da agricultura.

CAPÍTULO V

CONCLUSÕES

Os resultados desta dissertação permitiram identificar com precisão as regiões críticas em termos de baixos níveis de adoção de tecnologias agrárias melhoradas em Moçambique. As análises realizadas revelaram que a adoção dessas tecnologias é marcadamente desigual, com variações regionais significativas que indicam desafios estruturais e contextuais específicos.

Foram observados baixos níveis de adoção de sementes melhoradas principalmente nos distritos das regiões centro e norte, com taxas inferiores a 4%. A adoção de fertilizantes apresentou níveis igualmente baixos nas regiões central-oeste e leste, não ultrapassando 7%. A mecanização agrícola também enfrenta limitações severas, com níveis abaixo de 4% registrados nos distritos da região central-este e norte-este. Da mesma forma, a irrigação dos campos mostrou-se insuficiente nas regiões central-este e norte, com adoção abaixo de 8%. Por fim, os níveis de adoção de pesticidas foram os mais baixos, particularmente nas regiões central-oeste e sul, com taxas inferiores a 3%.

Esses dados evidenciam que as regiões norte e centro enfrentam maiores desafios na incorporação de tecnologias agrárias melhoradas, enquanto no sul a baixa adoção é mais específica para determinadas tecnologias, como pesticidas. Esses padrões reflectem desigualdades regionais no acesso a recursos, infraestrutura, assistência técnica e apoio institucional.

Os agrupamentos do tipo Alto-Alto, onde distritos com altos níveis de adoção de tecnologias estão rodeados por vizinhos com comportamento semelhante, predominam nas regiões centro e sul do país. Isso reflete a influência de factores estruturais e económicos que favorecem a disseminação de tecnologias nessas áreas. Por outro lado, os agrupamentos do tipo Baixo-Baixo, encontrados principalmente no norte e em partes da região centro, indicam uma persistente exclusão tecnológica, onde distritos com baixos níveis de adoção influenciam negativamente seus vizinhos.

A presença de associações espaciais negativas (Baixo-Alto e Alto-Baixo) demonstra a heterogeneidade regional e a coexistência de distritos em situações contrastantes, o que pode ser atribuído a barreiras geográficas, infraestrutura limitada ou acesso desigual a serviços agrícolas. A influência de factores externos, como a proximidade de países fronteiriços, foi

evidente em alguns distritos, destacando o impacto de redes transfronteiriças no acesso a insumos agrícolas.

A educação do agricultor, idade, pertença a um grupo ou associação de agricultores e o acesso ao crédito agrícola apresentam uma relação positiva e significativa na adoção de irrigação por parte dos pequenos agricultores em ambos os modelos SAR e CAR. Pelo critério de informação de Akaike (AIC), o modelo SAR foi considerado o melhor modelo para o ajuste.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Almeida, E. (2012). *Econometria espacial aplicada*. Campinas-SP.
- Andrade, A. L.; Barreto, Mauricio L.; Silva, M.; Monken, M. (2007). *Introdução à estatística espacial para a saúde pública*. Brasília: Ministério da Saúde.
- Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: methods and models*. Dordrecht: Kluwer Academic.
- Anselin, L. (1992). *SpaceStat tutorial: a workbook for using SpaceStat in the analysis of spatial data*. Mimeo., University of Illinois.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association-LISA. *Geographical analysis*, v. 27, n. 2.
- Anselin, L.; Bera, A. (1998). Spatial dependence in linear regression models with an application to spatial econometrics. *Handbook of Applied Economics Statistics*, Springer-Verlag, Berlin.
- Anselin, L.; Bao, S. (1997). Exploratory Spatial Data Analysis Linking SpaceStat and ArcView. In: Fischer, M. M. & Getis, A. *Recent developments in spatial analysis*. New York: Springer, p. 35-59.
- Artur, L. (2007). *A Armadilha urbana no combate a pobreza urbana*. Faculdade de Agronomia e Engenharia Florestal, Departamento de Comunicação e Sociologia Agrária, Moçambique.
- Baumont, C. (2004). Spatial effects in housing price models: do house prices capitalize urban development policies in the agglomeration Dijon (1999). In: *Regional Group Seminar of the Federal Reserve Bank of Chicago*.
- Ben, R., Cunguara, B., e Thurlow, J. (2018). Linking agricultural investments to growth and poverty : An economywide approach applied to Mozambique. *Agricultural Systems*, May 2017, 0–1. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2018.01.029>
- Câmara, G., Carvalho, M. S., Cruz, O. G., e Correia, V. (2002). Análise espacial de áreas. In *Análise espacial de dados geográficos* (pp. 1–32). São Paulo: INPE.
- Carletto, C.; Kirk, A.; Winters, P. e Davis, B. (2010). *Globalization and smallholders: the adoption, diffusion, and welfare impact of non-traditional export crops in Guatemala*. World Development, Oxford.
- Cavane, E. e Donovan, C. (2011). Determinants of adoption of improved maize varieties and chemical fertilizers in Mozambique. *Journal of International Agricultural and Extension Education*. 18 (3), 5-21.
- Cavane, E.; Cunguara, B. e Jorge, A. (2013). *Adopção de tecnologias agrárias em Moçambique: revisão, interpretação e síntese de estudos feitos*. OMR.
- Cedrez, C. Chamberlin, J. Guo, Z. e Hijmans, J. (2020) Spatial variation in fertilizer prices in Sub-Saharan Africa. *PLoS ONE* 15(1): e0227764. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227764>

- Chipenete, C. F.; Chipenete, G. N.; Lima, R. R. (2022). Modelos de regressão ajustados a dados espaciais de áreas com sementes melhoradas de milho em Moçambique. Universidade Federal de Lavras. Brasil.
- Chirwa, E. (2005). Adoption of fertilize and hybrid seeds by smallholder maize farmers in southern Malawi. *Develop. South Africa*, v. 22, p. 1-12, 2005.
- Collins, K.; Babyak, C.; Moloney, J. (2006). Treatment of spatial autocorrelation in Geocoded crime data. American Statistical Association, section on survey research methods. Ottawa: Statistics Canada.
- Come, S. F. (2021). The dynamics of adoption of agricultural technologies in Mozambique: analysis of the period 2002 to 2020. Universidade Zambeze, Moçambique.
- Come, S. F. e Neto, J. F. (2017). Adopção Da Variedade De Milho Matuba Pelos Pequenos Produtores Do Distrito De Sussundenga, Moçambique. *Revista em Agronegócio e Meio Ambiente, Maringá (PR)* DOI: <http://dx.doi.org/10.17765/2176-9168.2017v10n4p977-994> .
- Conley, T. G., e Udry, C. R. (2000). Learning about a New Technology: Pineapple in Ghana. Yale University, Economic Growth Center Discussion Paper No. 817.
- Cressie, N. A. C. (1991). Statistics for spatial data. New York: Wiley.
- Cunguara, B. Garrett, J. Donovan, C. e Cássimo, C. (2013). Análise situacional, constrangimentos e oportunidades para o crescimento agrário em Moçambique (No. 153415). Michigan State University, Department of Agricultural, Food and Resource Economics.
- Druck, S.; Carvalho, M. S.; Câmara, G.; Monteiro, A. V. M. (2004). Análise espacial de dados geográficos. Brasília: EMBRAPA.
- Feder, G., R. E. Just, e Zilberman D. (1985). Adoption of agricultural innovations in developing countries: A survey. *Economic Development and Cultural Change* 33 (2): pp.255-98.
- Filho, W. L., Silva, R. R., e Costa, M. F. (2003). Aplicações da estatística espacial na análise de autocorrelação espacial. *Revista Brasileira de Geografia Física*, 4(1), 15-25.
- Foster, A., e Rosenzweig M. (2010). Microeconomics of technology adoption. *Annual Review of Economics* 2: pp.395-424.
- Guanziroli, C. E., e Guanziroli, T. (2015). Modernização da agricultura em moçambique: Determinantes da renda agrícola. *Revista de Economia e Sociologia Rural*, 53, S115–S128. <https://doi.org/10.1590/1234-56781806-94790053s01009>
- Instituto Nacional De Estatística. (2020). Inquérito Agrário Integrado 2020. Disponível em <http://www.ine.co.mz>
- Jorge, A. Impacto do fundo de investimento local na adopção de tecnologias agrárias: caso do distrito de Boane (2006-2011). (2013). Dissertação de Mestrado. Universidade Eduardo Mondlane.

- Kyung, M.; Ghosh, S. K. (2010) Maximum likelihood estimation for directional conditionally autoregressive models. *Journal of Statistical Planning and Inference*.
- Langyintuo, A. S., e Mekuria, M. (2008). Assessing the influence of neighborhood effects on the adoption of improved agricultural technologies in developing agriculture. *African Journal of Agricultural and Resource Economics*, 2(2), 151–169.
- Manuel, L. (2011). Modelos De Regressão Linear Com Efeitos Espaciais Na Análise Da Mortalidade Infantil. Dissertacao de Mestrado, Universidade Federal de Lavras. MG-Brasil.
- Manuel, L., Silva, J. A. e Scalon, J. D. (2022). Driving factors toward adoption of improved maize varieties in Mozambique. An approach based on generalized estimating equations for spatial structured data. *Brazilian Journal of Development*. Brasil.
- Máquina, D. A., Castiano, L. M., Máquina, B. A., Silva, A. V. (2024). Análise dos factores determinantes para a adopção de tecnologias agrícolas pelos agricultores familiares no posto administrativo de OCUA, Norte de Moçambique. Volume 11 Edição 3. *Revista de Biotecnologia Aplicada e Bioengenharia*.
- Marassiro, M. Oliveira, M. e Pereira, G. (2021). Agricultura familiar em Moçambique: Características e desafios. *Research, Society and Development*.
- Matusso, J. (2016). Growth and Yield Response of Maize (*Zea mays* L.) to Different Nitrogen Levels in Acid Soils. *Academic Research Journal of Agricultural Science and Research*. 4, 35-44.
- Mazuze, F. (2004). Analysis of Adoption of Orange-Fleshed Sweet potatoes: The Case Study of Gaza Province in Mozambique. MSc Thesis, Michigan State University. Michigan.
- McCullagh, P.; Nelder, J. A. (1989). *Generalized Linear Models*: Chapman and Hall.
- Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural. (2023). Plano Estratégico Para o Desenvolvimento do Sector Agrário 2030. Maputo, Moçambique.
- Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural. Inquérito Agrário Integrado 2020. (2021) Maputo: MADER.
- Ministério da Agricultura. (2005). *Estratégia De Género Do Sector Agrário*. Maputo.
- Ministério de Agricultura e Desenvolvimento Rural. (2021). Inquérito Integrado Agrário 2020, Maputo.
- Ministério de Agricultura e Segurança Alimentar. (2012). *Anuário de Estatísticas Agrárias 2002-2011*, Maputo.
- Ministério de Agricultura e Segurança Alimentar. (2014). *Anuário de Estatísticas Agrárias 2012-2014*, Maputo.
- Ministério de Agricultura e Segurança Alimentar. (2015). *Anuário de Estatísticas Agrárias 2015*, Maputo.

- Mondini, A., e Chiaravalloti, F. (2008). Spatial correlation of incidence of dengue with socioeconomic, demographic and environmental variables in a Brazilian city. *Science of the Total Environment*, 393(2–3). <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2008.01.010>
- Morettini, M. C. (2009). Segmentação do mercado habitacional do município de São Paulo. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia Civil, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- Mosca, J. e Abbas, M. 2021. Análise ao Inquérito Agrário Integrado-IAI 2020. Observatório do Meio Rural (OMR). Maputo, Moçambique.
- Mosca, J. (2017). Desafios para Moçambique 2017: Agricultura, indústria e crescimento económico. Maputo: IESE – Instituto de Estudos Sociais e Económicos.
- Mosca, J.; Dada, Y.A. (2013). Contributo para o estudo dos determinantes da produção agrícola. Maputo: Observador Rural nº 5, Abril de 2013.
- Mudema, J. Sitole, R. e Mlay, G. (2012) Rentabilidade da cultura do milho na zona sul de Moçambique: Estudo de caso do distrito de Boane. Relatório Preliminar de Pesquisa. n. 3, Maputo.
- Ninho, H. (2017). Crescimento da cultura do tabaco em Moçambique: questões e desafios para um sector em transformação. IESE. Maputo, Moçambique.
- Nkamleu, G. B., e Coulibaly, O. (1998). Determinants of Agricultural Technology Adoption in Africa: A Review. African Technology Policy Studies Network (ATPS) Working Paper Series, No. 37. Nairobi, Quênia.
- Nova, Y. (2024). Encruzilhada Da Cadeia De Valor Das Sementes De Milho: O Estudo De Caso Do Distrito De Sussundenga. Observatório do Meio Rural (OMR). Maputo, Moçambique.
- Ponguane, S. e Mucavele, N. (2018). Determinantes da Adopção de Tecnologia Agrícola no Distrito de Chókwè, Moçambique. *Instituto Superior Politécnico de Gaza, Instituto Superior Politécnico de Gaza*. MPRA Paper No. 86284.
- Prado, F. A.; Justin, M. R. e Nora, W. A. (2010). Aplicação e análise de modelos de regressão clássica e espacial para os distritos da cidade de São Paulo. III Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.
- Rogers, E. (2003). *Diffusion of innovations*. 5th Edition. Nova York: Free Press.
- Rosário, N. & Kühn, D. (2020). O fundo distrital de desenvolvimento e a agricultura: o caso de estudo das comunidades no distrito de Chibuto, Moçambique. *Extensão Rural*. 27 (1), 61-80.
- Rosário, N. e Kühn, D. (2020). O fundo distrital de desenvolvimento e a agricultura: o caso de estudo das comunidades no distrito de Chibuto, Moçambique. *Extensão Rural*. 27 (1), 61-80.

- Sitoe, A. (2011). Adoption and impact of improved agricultural technologies in Mozambique: The case of maize and cowpea. Maputo: Ministry of Agriculture, Directorate of Economics.
- Sitoe, T. e Sitole A. (2019). Determinants of farmer's participation in farmers' associations: Empirical evidence from Maputo Green Belts, Mozambique. *Jornal Asiático de Sociologia Económica da Extensão Agrícola*. 2019;37(1):1-12.
- Teklewold, H., Kassie, M. and Shiferaw, B. (2012). On the joint estimation of multiple adoption decisions: The case of sustainable agricultural technologies and practices in Ethiopia (Reference Number ' 14913'), 38P.
- Uaiene, R. (2012). Estrutura, conduta e desempenho da agricultura familiar em Moçambique. Em: Mosca, J. (coordenação) (2012). Contributos para o debate da agricultura e desenvolvimento rural. Escolar editora, Maputo – Moçambique.
- Uaiene, R. (2011). Determinantes para a Adopção de Tecnologias Agrícolas em Moçambique. International Food Policy Research Institute (IFPRI), Maputo. 31P.
- Uaiene, R. Arndt, C. e Masters, W. (2009). Determinants of agricultural technology adoption in Mozambique. Discussion papers. 67.
- World Bank. (2019). Agriculture sector review and public expenditure analysis: Prioritizing public investments for agricultural productivity, growth and poverty reduction. Washington, DC: World Bank.
- Zavale, H., Matchaya, G., Vilissa, D., e Nhemachena, C. (2020). Dynamics of the Fertilizer Value Chain in Mozambique. Sustainability - MDPI, 12.
- Zavale, H., Mabaya, E., e Christy, R. (2005) Adoption of Improved Maize Seed by Smallholder Farmers in Mozambique. SP 2005-03 September 2005. Department of Applied Economics and Management. Cornell University, Ithaca, New York 14853-7801.

ANEXOS

Anexo 1: Teste de dependência espacial para a adoção de tecnologias agrárias através dos multiplicadores de Lagrange e Índice de Moran.

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE: VMelhoradas
FOR WEIGHT MATRIX : Rook
(row-standardized weights)

TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0,1196	-1,6205	0,10513
Lagrange Multiplier (lag)	1	2,9098	0,08804
Robust LM (lag)	1	0,0015	0,96956
Lagrange Multiplier (error)	1	3,0339	0,08154
Robust LM (error)	1	0,1256	0,72306
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	3,0354	0,21922

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE: Pesticida
FOR WEIGHT MATRIX : Rook
(row-standardized weights)

TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0,1196	-1,6205	0,10513
Lagrange Multiplier (lag)	1	2,9098	0,08804
Robust LM (lag)	1	0,0015	0,96956
Lagrange Multiplier (error)	1	3,0339	0,08154
Robust LM (error)	1	0,1256	0,72306
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	3,0354	0,21922

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE: Fertilizante
FOR WEIGHT MATRIX : Rook
(row-standardized weights)

TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	-0,0805	-1,0398	0,29845
Lagrange Multiplier (lag)	1	0,5664	0,45170
Robust LM (lag)	1	3,0711	0,07970
Lagrange Multiplier (error)	1	1,3744	0,24105
Robust LM (error)	1	3,8792	0,04889
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	4,4455	0,10831

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE: Mecanizacao
FOR WEIGHT MATRIX : Rook
(row-standardized weights)

TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	0,0523	0,9322	0,35124
Lagrange Multiplier (lag)	1	0,6789	0,40997
Robust LM (lag)	1	0,1364	0,71188
Lagrange Multiplier (error)	1	0,5796	0,44648
Robust LM (error)	1	0,0371	0,84725
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	0,7160	0,69908

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE: Irigacao
FOR WEIGHT MATRIX : Rook
(row-standardized weights)

TEST	MI/DF	VALUE	PROB
Moran's I (error)	0,1897	2,9742	0,00294*
Lagrange Multiplier (lag)	1	16,9487	0,00004*
Robust LM (lag)	1	15,4900	0,00008*
Lagrange Multiplier (error)	1	7,6378	0,00572*
Robust LM (error)	1	6,1792	0,01293*
Lagrange Multiplier (SARMA)	2	23,1278	0,00001*

Anexo 2: Ajuste dos modelos de regressão espacial (SAR e CAR).

Modelo SAR

```
>>09/05/2025 19:15:30
REGRESSÃO
-----
SUMMARY OF OUTPUT: SPATIAL LAG MODEL - MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATION
Data set      : Distri
Spatial Weight : Rook
Dependent Variable : PropIriga Number of Observations: 110
Mean dependent var : 6,99733 Number of Variables : 11
S.D. dependent var : 6,78208 Degrees of Freedom : 99
Lag coeff. (Rho) : 0,499473

R-squared      : 0,364992 Log likelihood : -345,501
Sq. Correlation : - Akaike info criterion : 713,002
Sigma-square    : 29,2082 Schwarz criterion : 742,707
S.E of regression : 5,40446

-----
Variable      Coefficient      Std.Error      z-value      Probability
-----
W_PropIriga    0,499473      0,090432      5,52319      0,00000*
CONSTANT      -0,543665     15,6046      -0,0348399    0,97221
IAFMedio      0,617765     1,01429      0,609059     0,54249
IpropMedio    1,79399      6,80009      0,260751     0,79428
EducMedio     0,285591     0,364328     0,783883     0,04331*
PropH         -0,0806345    0,146197     -0,551548     0,58126
IdadMed       0,0130834     0,00429024    3,04957      0,00229*
PropSerExt    -0,0930924     0,124619     -0,747016     0,45505
PropSprad     0,304769      0,175343     1,73813      0,03219*
PropOrenda    -0,0403512     0,0869328    -0,464166     0,64253
PropCred      0,0244121     0,731506     0,0333724     0,01738*
-----

REGRESSION DIAGNOSTICS
DIAGNOSTICS FOR HETEROSKEDASTICITY
RANDOM COEFFICIENTS
TEST      DF      VALUE      PROB
Breusch-Pagan test      9      30,2308    0,00100

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE
SPATIAL LAG DEPENDENCE FOR WEIGHT MATRIX : Rook
TEST      DF      VALUE      PROB
Likelihood Ratio Test    1      19,1254    0,00001
```

Modelo CAR

```
>>09/05/2025 12:35:44
REGRESSÃO
-----
SUMMARY OF OUTPUT: SPATIAL ERROR MODEL - MAXIMUM LIKELIHOOD ESTIMATION
Data set      : Distri
Spatial Weight : Rook
Dependent Variable : PropIriga Number of Observations: 110
Mean dependent var : 6,997329 Number of Variables : 10
S.D. dependent var : 6,782083 Degrees of Freedom : 100
Lag coeff. (Lambda) : 0,527538

R-squared      : 0,333000 R-squared (BUSE) : -
Sq. Correlation : - Log likelihood : -348,712100
Sigma-square    : 30,6798 Akaike info criterion : 717,424
S.E of regression : 5,53893 Schwarz criterion : 744,429

-----
Variable      Coefficient      Std.Error      z-value      Probability
-----
CONSTANT      5,2519      14,9672      0,350894     0,72567
IAFMedio      0,325294     0,975772     0,333371     0,73885
IpropMedio    1,74082      6,53151     0,266526     0,78983
EducMedio     -0,180307     0,35006     -0,515073     0,04650*
PropH         -0,100673     0,145238     -0,693159     0,48821
IdadMed       0,00912424    0,00495435    1,84166      0,06552
PropSerExt    -0,108753     0,120874     -0,899719     0,36827
PropSprad     0,257887     0,169832     1,51848      0,02889*
PropSprad     0,0297462     0,08618      0,345164     0,72997
PropOrenda    0,00673889    0,706716     0,00953551    0,01729*
PropCred      0,027538      0,0930256     5,67089      0,00000*
LAMBDA
-----

REGRESSION DIAGNOSTICS
DIAGNOSTICS FOR HETEROSKEDASTICITY
RANDOM COEFFICIENTS
TEST      DF      VALUE      PROB
Breusch-Pagan test      9      32,0680    0,00000

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE
SPATIAL ERROR DEPENDENCE FOR WEIGHT MATRIX : Rook
TEST      DF      VALUE      PROB
Likelihood Ratio Test    1      12,7030    0,00037
```

Anexo 3: Dados usados no estudo para a análise espacial.

Distrito	PropVMelho	PropFert	PropPesti	PropMecani	PropLriga	TAFMedio	TpropMedio	EducMed	PropH	IdadeMed	PropSerExt	PropGprod	PropOrenda	PropCred
Balama	6.85	34.67	10.81	12.00	2.74	6.37	1.81	3.37	56.00	36.07	16.22	14.86	20.27	4.05
Chiure	10.07	3.57	8.33	38.89	4.90	5.26	1.77	3.14	52.41	35.14	5.71	3.57	15.00	0.00
Montepuez	13.60	13.24	8.57	0.00	10.22	5.32	1.86	3.15	50.34	35.11	18.06	4.17	15.97	0.00
Namuno	14.08	6.98	6.74	3.37	5.56	4.85	1.87	2.76	50.55	34.69	4.44	1.11	12.22	0.00
Mecufi	14.29	6.25	10.81	3.74	1.80	4.72	1.90	3.04	50.00	34.48	13.33	1.90	28.57	0.00
Ancuabe	3.13	6.25	3.13	0.00	2.08	4.27	1.64	2.50	50.50	34.17	1.98	0.99	9.90	0.99
Metuge	13.43	1.82	1.74	36.00	12.21	4.22	1.88	2.59	47.41	34.14	2.26	0.75	14.29	0.00
Macomia	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Meluco	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Mocimboa da Praia	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Mueda	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Muidumbene	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Nangade	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Palma	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Quissanga	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Chibuto	15.87	2.42	0.89	10.85	5.51	6.15	1.81	3.27	52.59	35.91	17.16	10.45	4.48	0.75
Mandlaka zi	13.27	8.08	4.26	0.00	19.39	5.97	1.75	3.62	46.49	35.68	4.46	3.57	22.32	0.89
Mabalane	3.68	1.11	0.27	13.30	6.01	5.23	1.84	2.81	48.72	34.99	6.13	2.93	15.73	0.53
Chicualacuala	14.08	0.00	4.29	18.62	0.70	5.08	1.90	2.83	49.40	34.96	7.45	3.11	6.21	0.00
Chokwe	10.06	10.44	5.60	11.18	24.61	4.82	1.87	3.10	47.47	34.68	7.20	5.19	19.02	1.73
Chigubo	16.53	1.71	0.83	24.79	0.86	4.56	1.79	2.76	52.03	34.46	1.64	0.82	14.75	0.82
Guija	8.70	7.69	0.00	2.84	10.79	4.44	1.79	2.92	48.63	34.35	2.07	4.83	24.14	0.69
Bilene	11.18	7.60	4.27	17.34	13.02	4.53	1.88	3.16	51.05	34.35	5.62	1.12	25.28	0.56

Massange na	7.30	1.90	1.38	32.17	8.23	4.13	1.82	2.91	52.30	34.07	3.00	2.58	22.32	0.00
Massingir	0.00	10.50	6.87	33.99	20.16	3.98	1.77	2.66	40.08	33.93	7.97	4.78	14.74	0.00
Xai-Xai	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Zavala	16.47	22.82	36.88	0.59	9.66	4.13	1.91	4.00	45.98	45.00	9.24	8.87	25.74	0.00
Govuro	11.15	0.68	0.99	0.68	7.72	5.85	1.83	3.55	50.16	35.62	10.61	5.79	16.72	0.00
Mabote	9.87	9.75	2.33	9.93	0.91	5.40	1.86	3.25	51.78	35.21	15.32	6.54	13.94	1.03
Funhalouro	5.07	0.00	0.00	2.69	1.50	4.72	1.75	3.09	51.40	34.61	7.71	4.29	19.43	1.14
Jangamo	1.96	0.68	9.64	0.00	8.03	4.68	1.73	2.95	51.19	34.55	5.63	3.13	15.63	0.00
Massinga	10.96	5.21	7.35	40.25	6.28	4.58	1.82	2.82	41.42	34.46	9.28	2.53	24.05	2.11
Morrumbene	8.39	1.76	2.32	22.88	12.68	4.47	1.76	2.64	48.25	34.37	4.01	3.59	17.54	0.69
Inhassoro	7.43	0.51	1.52	44.21	6.44	4.20	1.76	2.82	45.00	34.12	5.63	1.41	14.55	0.94
Homoine	4.86	4.63	0.86	32.13	11.87	4.13	1.75	2.91	57.65	33.96	5.26	1.62	10.93	1.62
Inharrime	10.45	4.57	2.04	14.42	3.66	3.99	1.82	2.77	47.20	33.87	5.29	2.40	15.38	0.00
Panda	12.14	12.93	2.01	5.52	9.85	3.85	1.68	2.87	44.87	33.72	7.59	4.14	12.41	0.00
Vilanculos	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Sussundenga	3.05	5.11	5.51	39.23	13.82	5.76	1.83	3.00	46.15	40.00	9.92	3.59	15.70	1.83
Tambara	5.50	4.85	4.67	38.32	8.20	3.69	1.82	4.00	53.17	38.00	4.01	1.94	1.54	0.83
Barue	15.75	6.94	1.48	22.48	8.90	5.08	1.86	3.32	48.98	34.88	6.90	2.76	20.69	0.69
Macossa	16.96	0.92	0.00	33.33	3.36	4.61	1.87	3.23	52.94	34.52	2.65	4.42	9.73	0.00
Manica	8.99	4.57	2.04	36.41	16.75	4.61	1.64	2.66	48.58	34.50	4.42	0.44	8.39	0.22
Gondola	5.71	1.33	3.33	22.45	9.86	4.65	1.88	3.05	49.68	34.49	13.51	7.43	20.27	0.68
Machaze	10.12	0.57	0.60	36.75	2.33	4.62	1.61	2.94	43.75	34.43	5.23	0.58	10.47	0.00
Mossurize	0.94	2.59	8.11	3.74	6.09	4.19	1.75	2.82	45.76	34.13	7.08	1.77	24.78	0.88
Guro	18.24	1.26	1.24	19.11	3.66	3.54	1.86	2.63	46.75	33.40	3.11	1.24	11.80	0.00
Manhica	10.72	10.38	2.91	26.50	16.34	5.99	1.74	3.19	44.78	35.65	10.54	3.75	12.41	0.00
Marracune	28.63	5.04	1.68	32.23	36.91	5.79	1.94	3.23	46.43	35.42	15.00	22.92	18.75	0.42

Matutuine	11.68	9.76	11.65	34.89	21.47	4.49	1.77	2.72	46.53	34.40	8.43	0.94	14.05	0.94
Magude	6.41	8.86	6.48	6.21	14.96	4.47	1.86	2.94	50.00	34.34	6.70	4.31	18.90	1.44
Boane	9.73	5.24	3.49	25.99	12.62	4.36	1.84	2.94	50.00	34.26	7.29	6.25	26.74	0.69
Moamba	6.24	5.41	2.04	35.10	11.66	4.28	1.81	2.63	48.95	34.21	4.74	2.84	13.51	1.18
Namaacha	8.09	4.30	5.18	36.61	16.49	3.92	1.78	2.60	49.87	33.85	5.11	3.90	18.82	0.54
Ribaue	6.48	45.28	18.69	38.78	1.89	5.80	1.84	3.00	46.79	45.00	13.06	4.59	11.97	0.00
Malema	4.58	7.75	4.07	5.48	21.01	5.29	1.85	3.64	52.74	35.12	2.08	3.47	30.56	0.00
Mossuril	10.60	1.42	8.55	17.42	1.95	4.69	1.74	2.65	48.08	34.62	6.45	1.94	7.10	1.29
Angoche	7.98	3.68	6.13	0.00	3.68	4.56	1.81	2.85	41.32	34.46	7.23	2.41	19.28	1.20
Monapo	6.96	7.89	6.31	0.83	3.31	4.61	1.84	2.57	49.18	34.45	5.88	0.84	10.08	0.00
Memba	7.07	3.83	7.10	22.51	4.12	4.37	1.89	2.80	44.95	34.31	5.24	0.52	15.71	0.00
Lalaua	4.90	0.85	13.16	26.32	1.71	4.23	1.69	2.52	48.31	34.16	0.85	1.71	13.68	1.71
Erati	9.35	2.46	0.83	0.00	5.69	4.22	1.83	2.60	50.41	34.13	13.93	4.10	14.75	0.00
Mecuburi	16.07	0.60	6.51	10.75	3.61	4.03	1.89	2.87	44.77	33.88	1.90	2.53	27.85	0.00
Murruapula	4.76	7.77	2.94	0.86	6.12	3.94	1.76	2.88	52.59	33.87	0.00	0.89	20.54	0.89
Moma	1.67	2.54	9.40	0.85	0.85	3.86	1.45	2.42	47.93	33.80	1.65	0.00	10.74	0.00
Muecate	9.06	1.31	2.56	0.31	4.17	3.89	1.85	2.88	48.24	33.75	9.24	11.22	25.74	1.65
Meconta	7.63	2.78	0.00	6.40	6.96	3.83	1.87	2.81	47.59	33.74	5.30	6.82	34.09	0.00
Mogovolas	9.48	17.65	14.63	2.83	4.81	3.59	1.91	2.74	47.24	33.48	1.64	4.92	8.20	0.00
Mongincual	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Nacala Velha	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Namapa	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Nampula	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Sanga	2.04	46.85	5.00	37.76	1.92	5.80	1.86	3.00	43.75	45.00	8.26	5.79	19.27	0.00
Ngauma	24.27	4.42	6.96	1.94	2.61	6.56	1.78	3.46	44.83	36.16	9.57	7.83	20.00	0.87

Mandimba	7.52	5.88	4.88	0.73	4.83	5.39	1.83	3.80	50.34	35.22	6.16	6.16	15.07	0.68
Lago	4.76	5.49	8.70	24.05	1.11	5.25	1.90	3.63	46.74	34.99	2.25	2.25	16.85	1.12
Cuamba	20.35	12.82	0.00	40.34	3.42	4.76	1.77	2.85	44.17	34.63	10.08	3.36	6.72	0.00
Mecula	10.28	6.67	0.82	2.59	4.88	4.56	1.85	3.02	43.55	34.46	3.42	3.42	11.97	0.00
Nipepe	6.13	2.78	3.06	0.00	1.62	4.61	1.69	3.07	48.43	34.43	3.29	3.95	24.34	0.33
Maua	10.00	1.98	16.24	44.35	5.22	4.49	1.83	2.89	52.10	34.42	10.92	2.52	20.17	1.68
Mavago	11.25	10.00	7.07	30.69	8.00	4.43	1.71	2.70	48.51	34.36	5.94	1.98	20.79	0.00
Marrupa	5.93	5.66	0.00	41.67	6.19	4.55	1.91	3.15	45.45	34.35	4.39	6.14	20.18	0.00
Muembe	16.03	0.76	1.53	0.00	4.80	4.47	1.92	3.05	42.86	34.28	4.03	8.87	30.65	0.00
Mecanhelas	9.09	2.54	1.67	30.09	3.33	4.04	1.72	2.48	41.32	33.99	3.33	2.50	20.83	0.00
Majune	3.26	10.08	5.56	3.36	2.86	3.81	1.89	2.73	47.50	33.58	2.68	8.93	40.18	0.89
Metarica	6.84	9.89	3.06	28.32	3.39	3.62	1.88	2.44	44.17	33.56	5.88	2.52	15.97	0.84
Lago Niassa	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lichinga	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Nhamatanda	9.09	5.26	0.00	0.00	6.25	6.98	1.88	3.52	37.50	36.33	15.00	5.00	15.83	1.67
Chemba	7.96	1.77	7.02	28.95	2.65	5.64	1.80	3.26	47.86	35.42	33.62	1.72	18.10	0.00
Caia	6.90	0.00	4.67	11.11	7.44	5.20	1.80	3.55	43.09	35.07	4.92	2.46	18.03	0.00
Chibabava	5.43	4.62	1.63	6.15	6.92	5.19	1.93	2.97	55.64	35.02	3.23	4.03	4.84	0.00
Cheringoma	6.73	1.96	5.77	1.94	4.90	5.07	1.77	3.11	47.62	34.87	9.62	0.00	20.19	1.92
Gorongosa	6.73	1.79	0.00	20.18	7.08	5.07	1.79	3.12	51.75	34.84	5.41	3.60	17.12	0.00
Muanza	6.74	10.48	0.00	1.02	2.88	4.75	1.91	3.28	51.33	34.61	5.71	2.86	26.67	0.00
Dondo	6.20	1.79	5.65	0.77	4.67	4.59	1.48	2.78	53.08	34.38	0.00	1.56	8.59	0.00
Marroméu	21.59	2.20	3.61	41.76	1.08	4.29	1.86	3.18	48.42	34.17	8.24	18.82	30.59	0.00
Buzi	9.82	3.74	2.54	19.20	8.94	4.14	1.65	2.86	50.00	34.10	0.00	2.52	13.45	0.00

Machang a	23.13	1.38	4.11	46.43	10.49	3.84	1.77	2.50	48.65	33.78	3.42	4.11	21.92	0.00
Maringue	15.70	3.48	13.04	36.73	4.13	3.69	1.84	2.41	47.15	33.58	4.46	0.00	8.93	0.89
Macanga	3.82	7.19	5.04	43.75	8.28	6.33	1.74	3.44	51.02	36.04	12.93	5.44	7.48	2.04
Tsangano	9.43	5.95	0.79	37.92	33.10	5.79	1.76	2.00	44.21	36.00	6.45	1.77	7.10	0.69
Chifunde	28.93	41.80	2.59	36.52	0.83	5.89	1.83	3.16	39.84	35.64	8.20	4.92	20.49	0.82
Chiuta	1.81	1.30	7.26	1.24	4.70	5.89	1.93	3.53	46.71	35.59	4.91	6.75	17.18	0.61
Maravia	3.02	6.71	6.69	24.36	3.84	5.76	1.90	3.20	47.52	35.42	6.85	6.85	14.21	0.51
Changara	7.91	1.40	3.54	15.35	4.19	5.48	1.85	3.13	53.88	35.25	22.08	2.16	22.08	0.00
Moatize	8.70	0.91	4.41	28.57	9.14	4.40	1.68	2.79	48.91	34.34	5.33	2.67	19.11	0.44
Mutarara	2.87	7.14	17.61	1.74	4.49	4.20	1.71	2.51	47.78	34.15	5.00	0.56	14.44	2.78
Magoe	7.38	4.23	1.91	11.69	13.93	4.14	1.82	2.58	50.00	34.04	5.02	4.60	19.25	1.26
Angonia	24.91	47.99	16.18	2.21	28.94	3.99	1.81	2.57	48.58	33.94	9.16	2.56	8.42	1.83
Cahora Bassa	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Zumbu	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Lugela	8.67	0.00	1.20	3.39	0.57	6.10	1.83	3.12	44.69	35.68	3.47	6.94	15.61	0.00
Chinde	4.17	0.00	8.00	44.00	0.00	5.20	1.92	3.40	40.00	35.12	4.17	0.00	20.83	0.00
Gile	23.75	0.00	0.00	11.34	1.29	5.05	1.74	3.08	47.79	34.90	14.29	6.53	13.88	0.41
Pebane	6.67	1.34	6.04	1.32	3.85	4.79	1.70	2.83	51.95	34.71	3.33	1.33	8.67	0.67
Mocuba	11.50	3.36	1.53	6.96	0.00	4.67	1.79	2.76	47.79	34.57	3.68	0.00	18.38	0.74
Mopeia	5.56	9.26	4.85	0.00	1.85	4.67	1.83	2.93	43.24	34.52	8.26	4.59	19.27	1.83
Ile	9.76	1.33	0.91	12.99	0.44	4.70	1.85	3.14	49.38	34.51	3.02	1.29	17.24	0.00
Maganja da Costa	9.39	0.93	14.15	22.64	4.10	4.74	1.88	3.07	45.99	34.48	1.30	7.14	28.90	0.00
Inhassung e	7.87	3.57	0.00	14.29	1.20	4.60	1.80	2.77	45.74	34.48	6.38	3.19	25.53	1.06
Nicoadala	3.02	2.16	4.40	0.49	10.81	4.49	1.91	3.04	41.67	34.40	6.07	5.14	6.54	1.40
Morrumb ala	6.72	9.65	9.09	0.00	1.65	4.36	1.82	2.69	47.97	34.25	9.92	5.79	15.70	0.83
Gurue	10.29	2.52	5.00	18.07	4.17	4.29	1.77	2.91	52.82	34.17	4.66	2.97	16.95	0.85
Namarroi	9.49	11.29	6.25	9.83	1.75	4.17	1.75	2.47	46.29	34.12	8.93	1.19	16.07	1.19

Alto Molocue	3.23	0.00	0.00	0.00	0.00	4.07	1.82	2.89	46.88	34.05	2.08	3.13	16.67	1.04
Namacurra	21.38	1.29	11.59	13.37	4.29	4.11	1.73	2.67	51.67	34.04	4.57	1.71	18.29	0.57
Milange	7.97	6.31	4.92	22.22	0.00	3.44	1.78	2.27	45.77	33.39	2.21	2.21	16.18	0.74