



# III ECONAPE

## Encontro de Economia do Agreste Pernambucano

### ENSAIO SOBRE A CONCENTRAÇÃO DE EMPREGO NO SETOR DE CONFECÇÕES EM PERNAMBUCO: UMA ANÁLISE COM DADOS EM PAINEL NO PERÍODO DE 2011 A 2021

Área temática: Economia regional, agrícola e meio ambiente

**Genésio Avelino da Silva Neto** (PPGECON-UFPE) - [genesio.avelino@ufpe.br](mailto:genesio.avelino@ufpe.br)  
**Síria Monique Alves de Moura** (PPGECON-UFPE) - [siria.monique@ufpe.br](mailto:siria.monique@ufpe.br)

# **Ensaio sobre a concentração de emprego no setor de confecções em Pernambuco: uma análise com dados em painel no período de 2011 a 2021**

## **Área 1: Economia regional, agrícola e meio ambiente**

### **RESUMO**

Ao considerar a importância de compreender as especificidades que caracterizam a estrutura econômica local, em particular, a economia de aglomeração do setor de confecções no Agreste Pernambucano, este trabalho busca identificar os municípios que compõem o cluster de confecções, além de discutir a presença de economias de localização e urbanização que caracterizem sua concentração de emprego. Para tanto, são utilizados, respectivamente, a análise espacial do Índice de Concentração Normalizado (ICN) e um modelo econométrico com dados em painel. Os resultados, construídos com base nos dados a nível municipal para os anos de 2011 a 2021, captados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), identificam 13 municípios vizinhos que compõem o cluster em 2021 e revelam indícios de externalidades Marshall-Arrow-Romer (MAR) para o setor.

**Palavras-chave:** Economias de aglomeração; Análise espacial; Dados em painel.

### **ABSTRACT**

Considering the importance of understanding the specificities that characterize the local economic structure, particularly the agglomeration economy of the garment sector in the Agreste Pernambucano region, this study aims to identify the municipalities that compose the garment cluster and discuss the presence of location and urbanization economies that characterize its employment concentration. To achieve this, the spatial analysis of the Normalized Concentration Index (NCI) and an econometric model with panel data are used. The results, based on municipal-level data for the years 2011 to 2021, collected from the Annual Social Information Report (RAIS), identify 13 neighboring municipalities that make up the cluster in 2021 and reveal evidence of Marshall-Arrow-Romer (MAR) externalities for the sector.

**Keywords:** Agglomeration economies; Spatial analysis; Panel data.

**Classificação JEL:** C33, L67, R12.

## **1 INTRODUÇÃO**

A unificação dos caminhos percorridos pela ciência econômica e pela produção geográfica permitiu uma análise mais completa sobre os fenômenos econômicos espaciais. A partir da análise das teorias regionais, observa-se a importância da decisão por parte das empresas em escolher um local para instalação, sendo essa decisão responsável por um possível sucesso da firma e, por conseguinte, da economia local, a partir da expansão da

produção, redução de custos e especialização da mão de obra (PONTES e SALVADOR, 2002; PRESTES, BEZERRA e DE CASTRO, 2019).

A distribuição geográfica de empregos e empresas costuma apresentar padrões distintos ao redor do planeta. É comum observar-se que existem áreas que tendem a atrair determinados tipos de negócios com maior intensidade e, de maneira recíproca, a atração de muitas empresas em uma só região também promove vantagens competitivas.

Em Pernambuco, o setor de confecções tem fundamental importância para a região Agreste, onde se encontra o Polo de Confecções. Em boa parte dessa região, que compreende Caruaru, Santa Cruz do Capibaribe, Toritama e diversos municípios circunvizinhos, a atividade de confecção corresponde a cerca de 30% de todo o emprego formal. Além disso, o Agreste concentra em torno de 80% de todos os empregos formais de confecções do estado de Pernambuco, porcentagem que cresceu nos últimos 10 anos (RAIS, 2021).

Sabe-se também que a aglomeração do setor de confecções não se resume meramente à divisão geopolítica da região Agreste. Os fenômenos de concentração setorial geralmente podem ser explicados via economias de localização e urbanização, ou seja, existem municípios-chaves que podem promover o transbordamento de conhecimento entre as firmas devido a vantagens competitivas de sua estrutura de mercado, seja ela ligada à especialização de empresas de um mesmo setor, à aglomeração de empresas de setores diversificados, ou ao modelo de competição entre as firmas. A concentração de empresas de um mesmo setor, por exemplo, pode gerar um mercado comum para os trabalhadores de habilidades semelhantes, além de promover *spillovers* tecnológicos (BAPTISTA e SWANN, 1998).

O objetivo deste estudo é identificar, através da análise espacial, os municípios do estado que compõem o cluster de confecções, além de discutir a presença de economias de localização e urbanização que caracterizem a concentração do emprego nesse cluster. Para cumprir com este objetivo, foram coletados dados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), para 184 municípios de Pernambuco, compreendendo os anos de 2011 a 2021. Foi realizada a construção do Índice de Concentração Normalizado (ICN), análise espacial dos indicadores I de Moran e LISA, além da especificação de um modelo econométrico em dados em painel, estimado a partir de efeitos fixos, tendo como variável dependente o nível de emprego.

Este trabalho está dividido em cinco seções, sendo a primeira delas esta introdução. A segunda seção apresenta a revisão de literatura, trazendo trabalhos que contemplam a análise teórica e empírica. A terceira seção corresponde à apresentação dos dados e metodologia utilizados. A quarta seção expõe a análise dos resultados obtidos e, por último, a quinta seção traz as considerações finais.

## **2 REVISÃO DE LITERATURA**

Nesta seção serão abordados trabalhos que trazem esclarecimentos teóricos sobre o tema abordado, além de trabalhos empíricos, nacionais e internacionais, que retratam a aplicação da metodologia abordada pela parte teórica.

### **2.1 REFERENCIAL TEÓRICO**

A inserção da análise geográfica e espacial na economia é uma discussão que data do final do século XIX, ganhando força com a evolução dos métodos econométricos ao final do século XX. Dentre os primeiros autores que estudaram as relações espaciais na formação e

relação econômica, se encontram Alfred Marshall, Von Thünen, Alfred Weber, Walter Christaller e August Lösch, que elucidam a utilização da terra e organização do espaço, além de trazerem a discussão sobre os custos mínimos de transporte (ALVES, 2015).

Marshall (1890), em *Princípios da Economia*, apresenta o conceito dos Distritos Industriais, onde são descritas as aglomerações setoriais especializadas, além das externalidades que elas podem trazer para a economia. Estas, em sua maioria, podem ser classificadas como positivas, pois, a partir do processo de aglomeração das empresas e, seu posterior sucesso, poderão surgir vantagens espaciais e aperfeiçoamento da produção, onde este aperfeiçoamento pode gerar mais eficiência (COSTA, 2014).

Ao tratar da análise espacial, deixa-se de lado as tradicionais hipóteses microeconômicas sobre a concorrência perfeita e rendimentos constantes de escala, pois, impreterivelmente, a concentração da produção, em termos geográficos, está relacionada a retornos crescentes de escala e, conseqüentemente, a concorrência imperfeita (PONTES E SALVADOR, 2002).

A partir da análise da concentração geográfica e setorial de empresas, além das externalidades por elas geradas, surge a ideia de clusters, sendo estes formados pela associação de empresas em aglomerados produtivos, visando obter vantagens competitivas e explorar as economias de aglomeração, trazendo ganhos coletivos de eficiência produtiva. Estes agentes apresentam competências complementares, mesmo sendo não similares, fazendo com que sejam interdependentes e, mesmo assim, obtenham retornos positivos (BRITTO e ALBUQUERQUE, 2002; CROCCO *et al.*, 2003; CARVALHO e CHAVES, 2007).

Há uma diferenciação entre os tipos de cluster, podendo estes serem classificados em verticais e horizontais. O primeiro trata da interação entre as empresas e seus fornecedores de matéria-prima e tecnologias, ou seja, a interação entre os produtores e seus usuários, na forma hierárquica da produção. Já os clusters horizontais são caracterizados pelo conjunto de empresas de mesmo segmento, e estão presentes no mesmo espaço geográfico – município ou microrregiões, por exemplo – que podem se complementar através da utilização de mesma mão de obra especializada, além de compartilharem recursos em comum, podendo combinar sua capacidade produtiva para atingir rendimentos maiores de escala (CROCCO *et al.*, 2003).

Os ganhos coletivos de eficiência produtiva podem ser explicados sob a ótica de diversas teorias, todas ligadas aos transbordamentos de conhecimento de uma firma para as mais geograficamente próximas. Entre essas teorias, podem-se destacar as externalidades Marshall-Arrow-Romer (MAR), Porter e Jacobs. As três abordagens possuem diferenças-chave quanto à origem das externalidades e quanto ao papel da competição no transbordamento de conhecimento. (GLAESER *et al.*, 1992).

A teoria das externalidades MAR e a teoria de Porter (1990) concordam que a concentração de firmas de determinado setor em um local é um fator determinante para a propagação do conhecimento entre elas. Segundo as externalidades MAR, o monopólio local é mais vantajoso para o desenvolvimento da aglomeração, já que assim os benefícios da inovação podem ser internalizados pelo inovador. A abordagem de Porter (1990), no entanto, defende que é a competição entre as firmas que promove a busca por inovações (GLAESER *et al.*, 1992).

O raciocínio de Jacobs (1969) se diferencia fundamentalmente dos anteriores quanto à origem das externalidades, pois a autora acredita que a propagação de conhecimento e novas ideias não advém da concentração de firmas de um mesmo setor, mas do contato entre firmas

dos setores mais diversos. Nesse sentido, quanto maior a variedade de setores aglomerados em determinada região, mais favorável será o ambiente para o surgimento de inovações (GLAESER *et al.*, 1992).

Este trabalho argumenta que todas as três abordagens apresentadas podem ser verificadas empiricamente a depender do setor em análise. Mais adiante, busca-se identificar qual delas é mais condizente com os dados obtidos para o setor de confecções de 2011 a 2021.

## 2.2 REFERENCIAL EMPÍRICO

A proposta de identificar economias de aglomeração é de considerável importância para compreender a dinâmica econômica de cada localidade. Dessa forma, no âmbito da Economia Regional, existem diversos trabalhos que se propõem a realizar essa identificação de maneira objetiva e rigorosa.

Fingleton, Iglioni e Moore (2005), utilizando dados para o serviço de computação da Grã-Bretanha, compreendendo o período de 1991 a 2001, a partir da estimação de um modelo econométrico espacial, encontram evidências sobre a presença de externalidades associadas à existência de um cluster, com relação ao crescimento do emprego na indústria de serviços de computação. Os autores também concluem que este cluster horizontal controla o nível de emprego total, além da demanda local também controlar esta variável, evidenciando também o crescimento das pequenas empresas. A aglomeração, neste caso, desempenha um papel importante na evolução do desempenho econômico da indústria em questão.

Buscando analisar o impacto dos clusters horizontais no crescimento do emprego das micro, pequenas e médias empresas do setor de confecções do estado de Pernambuco, Alves e Silveira Neto (2011), utilizando dados da RAIS e INEP, referentes aos anos de 1995 e 2005, os autores realizam a análise espacial por meio do I de Moran e da estatística LISA, não encontrando correlações positivas. Um modelo econométrico também é estimado, considerando o nível de emprego do setor como variável dependente do modelo. Os autores verificam que a *clusterização* horizontal tem impacto positivo sobre o crescimento do nível de emprego no setor, porém, à medida que essa *clusterização* aumenta, ocorrem impactos negativos.

Rodrigues *et al.* (2012), utilizam o Índice de Concentração Normalizado (ICN) acrescido da Análise exploratória de Dados Espaciais (AEDE), obtendo assim a Análise Espacial de Dados (AED), para identificar as aglomerações produtivas no setor de confecções. Utilizando dados provenientes da RAIS para os anos de 1995, 1999, 2003 e 2007, os autores calcularam os índices para todos os municípios brasileiros, sendo os municípios da Região Sul do país aqueles que apresentavam mais concentração no setor, além da dependência espacial, tendo o Paraná como o Estado com maior número de aglomerações no setor de confecção.

Ainda a respeito do setor de confecções, Lins e Silva (2017) utiliza a análise espacial para identificar os clusters produtivos dos setores couro-calçadista e de confecção no Nordeste brasileiro para os anos de 1997 a 2012, com dados provenientes da RAIS. Recorrendo ao Índice de Concentração Normalizado (ICN) e a Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE), os autores encontraram correlação espacial e, consequentemente, a existência de cluster produtivo no setor de confecções dos estados de Pernambuco, Ceará e

Rio Grande do Norte. Para o setor de couro-calçadista, há a existência de concentração nos municípios do Ceará e Bahia.

O modelo apresentado por Prestes, Bezerra e De Castro (2019) busca evidenciar quais variáveis impactam no Índice de Concentração Normalizado para os segmentos modernos e tradicionais da indústria de transformação no estado do Paraná no ano de 2017. As autoras apontam que os segmentos tradicionais possuem impactos espaciais que influenciam os municípios vizinhos e a competitividade apresenta impacto negativo em ambos os segmentos.

Quanto aos impactos da especialização, competição e diversidade no crescimento das economias de aglomeração, os trabalhos que se propuseram a encontrar evidências empíricas começaram a surgir com mais frequência a partir da década de 1990. Analisando os setores de indústria americanos, o modelo de Glaeser et al. (1992) utiliza dados de emprego, salários e localização que indicam a presença de externalidades Jacobs, ou seja, um impacto positivo de uma maior diversidade de setores na região.

Já Henderson, Kuncoro e Turner (1995) empregam variáveis de concentração e diversidade de setores da indústria americana em 1970 como variáveis explicativas do emprego nas próprias indústrias em 1987. Os autores encontraram resultados que sugerem a existência de externalidades MAR para indústrias maduras de bens de capital e novas indústrias de alta tecnologia, enquanto as evidências de externalidades Jacobs só são encontradas nas novas indústrias de alta tecnologia.

Combes (2000) discute como características de especialização, diversidade, tamanho das firmas, competição e densidade caracterizam a aglomeração de empresas em 52 setores de indústria e 42 setores de serviços da França durante o período de 1984 a 1993 em 341 áreas locais. Para o setor de confecções, assim como para os demais setores industriais, o autor encontra um impacto negativo para a competição, diversidade e tamanho das firmas.

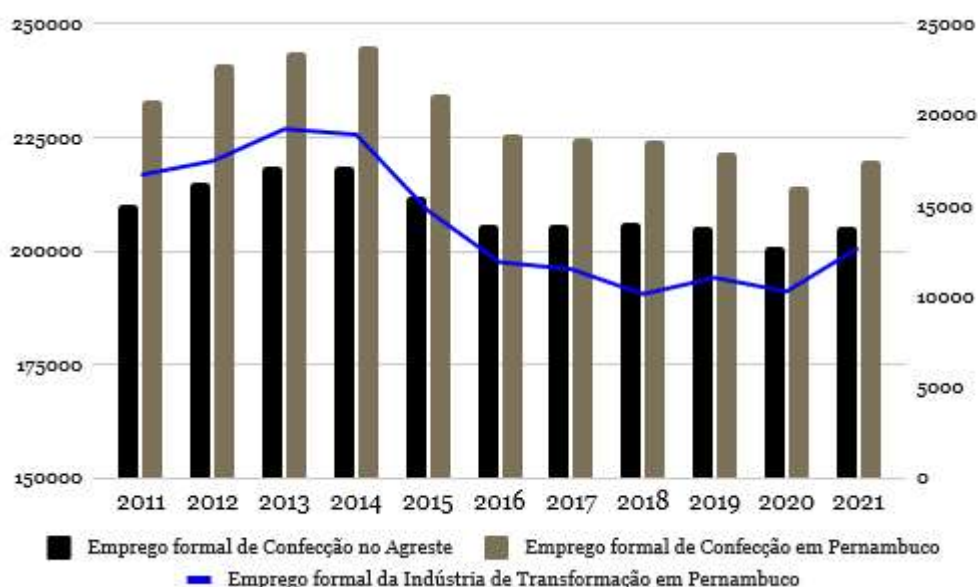
Andrade (2015) também utiliza como indicadores locais a especialização, competição, tamanho médio das firmas, diversificação e densidade do emprego local, construídos a partir de dados provenientes da RAIS e IBGE, distribuídos em painel dinâmico e estimados a partir de um modelo com efeitos fixos, tendo o objetivo de explicar como esses fatores impactam o setor couro-calçadista do Rio Grande do Sul no período de 1998 a 2012. Os resultados da autora indicam que, no curto prazo, a especialização afeta negativamente a variação do crescimento do emprego absoluto, a diversificação tem relação positiva com o crescimento do emprego, a competição e o tamanho médio das firmas mostram que o monopólio local é favorável ao setor, e, a densidade também gera benefícios ao setor. Os resultados corroboram com a presença de externalidades Jacobs para este setor.

Para analisar as características de aglomeração da agroindústria brasileira, a partir de dados da RAIS para as microrregiões brasileiras, compreendendo o período de 2006 a 2016, Favro e Alves (2021) recorrem a um painel de dados com dependência espacial para as variáveis de especialização, tamanho das firmas, competição e densidade, além de *dummies* para os anos de crise econômica. Através dessa metodologia, os autores identificam um impacto positivo tanto da especialização quanto da competição neste setor, além disso, que o nível de emprego das regiões vizinhas afeta o nível de emprego local. Estes resultados corroboram com a existência de externalidades de Porter.

### 3 ESTRATÉGIA EMPÍRICA

O enfoque deste trabalho é o setor de confecção do estado de Pernambuco durante os anos de 2011 a 2021. O emprego deste setor no estado, apesar de apresentar uma queda em termos absolutos, possui notável concentração na região Agreste, fato que vem se consolidando ao longo dos anos. Em 2011, cerca de 72% do emprego relacionado à confecção do estado estava localizado no Agreste, enquanto em 2021 esse dado passou para 79%. O gráfico a seguir revela a evolução dos empregos formais em confecção e na indústria de transformação na totalidade para o estado de Pernambuco, além da participação do Agreste na evolução dos empregos de confecção:

**Figura 1 – Evolução dos empregos formais em confecção e na indústria de transformação para o estado de Pernambuco e participação do Agreste nos empregos de confecção**



Fonte: RAIS/Ministério do Trabalho e Emprego (MTE).

Em municípios como Santa Cruz do Capibaribe e Toritama, a atividade de confecção abrange cerca de 30% de todos os empregos formais do município, proporção muito superior ao observado nos municípios das demais regiões do estado, onde ela geralmente não chega a 1%. Nos mapas apresentados a seguir, nota-se que, em 2011, alguns municípios fora da região Agreste ainda possuíam mais de 1% de seus empregos formais voltados à confecção. Já em 2021, dos municípios com mais de 1% de seus empregos formais voltados à confecção, apenas Itambé (com 1,5%) não está localizado na região Agreste:

**Figura 2 – Emprego formal em confecção como proporção do emprego total dos municípios em 2011**



Fonte: RAIS/MTE.

**Figura 3 – Emprego formal em confecção como proporção do emprego total dos municípios em 2021**



Fonte: RAIS/MTE.

Para discutir os fatores que promovem a aglomeração de empresas e, consequentemente, empregos de confecção no Agreste Pernambucano, utilizou-se então os dados da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), para os anos de 2011 a 2021 compreendendo 184 municípios do estado de Pernambuco<sup>1</sup>. Para identificar os empregos voltados à confecção, utilizou-se a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) 2.0, considerando todos os empregos englobados pela Divisão CNAE 14, como apresentado no Quadro 1:

<sup>1</sup>A ilha de Fernando de Noronha foi excluída da análise.



**Quadro 1 – Divisões do setor de confecções**

Divisão CNAE	Compreende
14 - CONFEÇÃO DE ARTIGOS DO VESTUÁRIO E ACESSÓRIOS	1411-8/01 Confecção de roupas íntimas
	1411-8/02 Facção de roupas íntimas
	1412-6/01 Confecção de peças de vestuário, exceto roupas íntimas e as confeccionadas sob medida
	1412-6/02 Confecção, sob medida, de peças do vestuário, exceto roupas íntimas
	1412-6/03 Facção de peças do vestuário, exceto roupas íntimas
	1413-4/01 Confecção de roupas profissionais, exceto sob medida
	1413-4/02 Confecção, sob medida, de roupas profissionais
	1413-4/03 Facção de roupas profissionais
	1414-2/00 Fabricação de acessórios do vestuário, exceto para segurança e proteção
	1421-5/00 Fabricação de meias
	1422-3/00 Fabricação de artigos do vestuário, produzidos em malharias e tricotagens, exceto meias

Fonte: RAIS/MTE.

### 3.1 CONSTRUÇÃO DO ÍNDICE DE CONCENTRAÇÃO NORMALIZADO

A identificação dos municípios que constituem a aglomeração analisada é realizada considerando o Índice de Concentração Normalizado (ICN), conforme a metodologia sugerida por Crocco *et al.* (2003), na qual há uma combinação entre o Quociente Locacional, o Índice de Hirschman-Herfindahl modificado e a participação relativa do município no emprego do setor ao nível estadual. A seguir, são discutidos em detalhes cada um desses índices, assim como a construção final do ICN.

#### 3.1.1 Quociente Locacional (QL)

$$QL = \frac{\frac{E_j^i}{E_j}}{\frac{E_{PE}^i}{E_{PE}}} \quad (1)$$

Onde:  $E_j^i$  = Emprego do setor  $i$  na região  $j$ ;

$E_j$  = Emprego total na região  $j$ ;

$E_{PE}^i$  = Emprego do setor  $i$  em Pernambuco;

$E_{PE}$  = Emprego total em Pernambuco.

Se o QL for superior a um, pode-se considerar que há uma especialização daquele setor naquele determinado local. Crocco *et al.* (2003) ressaltam que esse índice deve ser utilizado com cautela, pois é necessário levar em consideração as características da economia que está sendo analisada para realizar a interpretação. Quando utilizado em regiões muito pequenas, o seu valor pode superestimar a importância do setor naquele local.

### 3.1.2 Índice de Hirschman-Herfindahl modificado (HHm)

$$HHm = \left( \frac{E_j^i}{E_{PE}^i} \right) - \left( \frac{E_j}{E_{PE}} \right) \quad (2)$$

Onde:  $E_j^i$  = Emprego do setor de confecções  $i$  no município  $j$ ;

$E_{PE}^i$  = Emprego total do setor de confecções  $i$  em Pernambuco;

$E_j$  = Emprego total da indústria de transformação no município  $j$ ;

$E_{PE}$  = Emprego total da indústria de transformação em Pernambuco.

Este indicador busca compreender o peso da atividade do setor analisado na estrutura produtiva local. Neste caso, compara-se o peso do setor de confecções  $i$  no município  $j$  na atividade da indústria de transformação em Pernambuco na estrutura total do emprego de Pernambuco. O índice pode apresentar valores positivos, nulos ou negativos. Em caso de valor positivo, a estrutura setorial local é mais importante que a estrutura industrial local. Em caso de valor negativo, a estrutura setorial é menos relevante que a estrutura industrial (CROCCO *et al.*, 2003).

### 3.1.3 Participação Relativa (PR)

$$PR = \frac{E_j^i}{E_{PE}^i} \quad (3)$$

Onde:  $E_j^i$  = Emprego do setor de confecções  $i$  no município  $j$ ;

$E_{PE}^i$  = Emprego total do setor de confecções  $i$  em Pernambuco;

Este indicador capta a importância do setor de confecções  $i$  no município  $j$  mediante o total de empregos do setor de confecções no estado de Pernambuco. Seu valor varia entre zero e um, quanto mais próximo de um, maior será a importância do setor local em relação ao setor de referência (CROCCO *et al.*, 2003).

### 3.1.4 Índice de Concentração Normalizado (ICN)

Para seu cálculo, é necessário realizar a combinação linear do QL, HHm e PR. Segundo Crocco *et al.* (2003), cada um desses índices podem ter capacidades distintas ao representar as forças aglomerativas, logo, faz-se necessário calcular os pesos específicos de cada um desses indicadores.

$$ICn_{ij} = \theta_1 QLn_{ij} + \theta_2 HHn_{ij} + \theta_3 PRn_{ij} \quad (4)$$

onde os  $\theta$ s são os pesos de cada um desses indicadores para cada setor produtivo específico, neste caso, o setor de confecções.

A obtenção dos pesos se dá através da análise de componentes principais (ACP), um método multivariado. A partir do ACP, é possível descobrir os autovalores da matriz de correlação, onde cada um deles possui explicação das variâncias  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  e  $\beta_3$ .

**Tabela 1** – Autovalores da matriz de correlação

Componente	Autovalor	Variância Explicada pelo Componente	Variância explicada total
1	$\lambda_1$	$\beta_1$	$\beta_1$
2	$\lambda_2$	$\beta_2$	$\beta_1 + \beta_2$
3	$\lambda_3$	$\beta_3$	$\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = (100\%)$

Fonte: Elaboração dos autores com base em Crocco *et al.* (2003).

Em caso de utilização dos três componentes, a variância explicada será de 100%. Sendo o objetivo deste trabalho encontrar os pesos para os três indicadores, serão utilizados todos os componentes.

Em seguida, calculam-se os autovetores da matriz de correlação, sendo possível, a partir destes resultados, encontrar o valor relativo dos indicadores nos componentes. Como explica Crocco *et al.* (2003), primeiro, toma-se o módulo dos autovetores. Em seguida, o módulo de cada autovetor é dividido pela soma dos autovetores absolutos de seu componente, encontrando assim a participação relativa de cada índice nos componentes.

**Tabela 2** – Autovetores da matriz de correlação

Índice de Concentração	Componente 1	Componente 2	Componente 3
$QL$	$\alpha_{11}$	$\alpha_{12}$	$\alpha_{13}$
$HHm$	$\alpha_{21}$	$\alpha_{22}$	$\alpha_{23}$
$PR$	$\alpha_{31}$	$\alpha_{32}$	$\alpha_{33}$

Fonte: Elaboração dos autores com base em Crocco *et al.* (2003).

$$|\alpha_{11}| + |\alpha_{21}| + |\alpha_{31}| = C_1$$

$$|\alpha_{12}| + |\alpha_{22}| + |\alpha_{32}| = C_2$$

$$|\alpha_{13}| + |\alpha_{23}| + |\alpha_{33}| = C_3$$

**Tabela 3** – Autovetores da matriz de correlação recalculados

Índice de Concentração	Componente 1	Componente 2	Componente 3
$QL$	$\alpha'_{11} = \frac{ \alpha_{11} }{C_1}$	$\alpha'_{12} = \frac{ \alpha_{12} }{C_2}$	$\alpha'_{13} = \frac{ \alpha_{13} }{C_3}$

<i>HHm</i>	$\alpha'_{21} = \frac{ \alpha_{21} }{C_1}$	$\alpha'_{22} = \frac{ \alpha_{22} }{C_2}$	$\alpha'_{23} = \frac{ \alpha_{23} }{C_3}$
<i>PR</i>	$\alpha'_{31} = \frac{ \alpha_{31} }{C_1}$	$\alpha'_{32} = \frac{ \alpha_{32} }{C_2}$	$\alpha'_{33} = \frac{ \alpha_{33} }{C_3}$

Fonte: Elaboração dos autores com base em Crocco *et al.* (2003).

Sabendo que cada linha da tabela anterior corresponde a um respectivo índice de concentração, ao multiplicar estes valores pela variância dos dados associada ao componente – presentes na tabela 1 – o peso final de cada indicador é dado pelo somatório de seus produtos, tendo assim:

**Tabela 4 – Pesos dos índices de concentração**

<b>Índice de Concentração</b>	<b>Peso</b>
<i>QL</i>	$\theta_1 = \alpha'_{11}\beta_1 + \alpha'_{12}\beta_2 + \alpha'_{13}\beta_3$
<i>HHm</i>	$\theta_2 = \alpha'_{21}\beta_1 + \alpha'_{22}\beta_2 + \alpha'_{23}\beta_3$
<i>PR</i>	$\theta_3 = \alpha'_{31}\beta_1 + \alpha'_{32}\beta_2 + \alpha'_{33}\beta_3$

Fonte: Elaboração dos autores com base em Crocco *et al.* (2003).

Através do ICN, é possível identificar os municípios que mais caracterizam uma aglomeração das atividades de confecção. Posteriormente, utiliza-se o gráfico de dispersão de Moran e o *Local Indicator of Spatial Association* (LISA) para verificar a presença de um padrão característico de autocorrelação espacial entre o ICN dos municípios.

### 3.2 ANÁLISE ESPACIAL

Esta subseção visa apresentar os indicadores de Moran e *Local Indicator of Spatial Association* (LISA), sendo estes indicadores utilizados para análise espacial, buscando encontrar autocorrelação espacial nos dados analisados.

A equação a seguir apresenta o *I* de Moran, que detecta a existência de autocorrelação espacial global nos dados:

$$I = \frac{n}{\sum \sum w_{rs}} \frac{\sum \sum w_{rs}(y_r - \bar{y})(y_s - \bar{y})}{\sum (y_r - \bar{y})^2} \quad (5)$$

Onde  $n$  corresponde ao número de regiões;  $y_r$  é o valor da variável analisada;  $\bar{y}$  é a média desta variável;  $w_{rs}$  trata-se do peso espacial para  $r$  e  $s$ , sendo estes os elementos da matriz de vizinhança normalizada (ALVES e SILVEIRA NETO, 2011).

O *I* de Moran pode ter a seguinte interpretação: sendo *I* próximo de +1, existe correlação espacial positiva; se *I* for aproximadamente igual a zero, não há evidência de autocorrelação espacial; e, se *I* for próximo de -1, ocorre autocorrelação espacial negativa, ou seja, os dados estão dispersos espacialmente (ALVES e SILVEIRA NETO, 2011).

Já o indicador LISA, também nomeado de *I* de Moran Local, procura captar especificidades locais como *clusters* e *outliers*, sendo estes captados a partir da decomposição do *I* de Moran global. A estatística LISA é calculada para a *i*ésima localidade:

$$I_i = z_i \sum_j w_{ij} z_j \quad (6)$$

Onde  $w_{ij}$  indica os elementos da matriz de pesos espaciais  $W$  entre os pontos  $i$  e  $j$ ; já  $z_i$  e  $z_j$  indicam o número da variável analisada por região  $i$  e  $j$ . O somatório é proporcional ao indicador global de Moran, podendo, assim, ser considerado um indicador de aglomeração espacial local (RODRIGUES *et al.*, 2012).

O mapa da estatística LISA, conhecido também como Moran Map, tem seu diagrama de análise dividido em quatro quadrantes que representam os diferentes tipos de associação espacial: Alto-Alto (AA), municípios com alto nível de emprego cercados por vizinhos que também possuem alto nível de emprego; Baixo-Baixo (BB); municípios com baixo nível de emprego que possuem vizinhos também com baixo nível de emprego; Baixo-Alto (BA), municípios com baixo nível de emprego cercados por municípios com alto nível de emprego; e Alto-Baixo (AB), municípios com alto nível de emprego cercados por municípios com baixo nível de emprego. Os dois primeiros correspondem a *clusters* espaciais, os dois últimos a *outliers* espaciais (LINS e SILVA, 2017).

### 3.3 ESPECIFICAÇÃO DO MODELO ECONOMETRICO

Nesta subseção é apresentada a construção do modelo econométrico estimado neste estudo. Tendo como variável dependente o nível de emprego, este trabalho analisa a contribuição desta variável para a existência de aglomeração no setor de confecções. Para isso, foram utilizados três indicadores: especialização, competição e diversificação. O quadro 2 apresenta a construção desses indicadores:

**Quadro 2 – Construção das variáveis**

Variável	Descrição	Definição
$Nemp_{mit} = \frac{l_{mit}}{l_{it}}$	Nível de emprego local	Participação do nível de emprego (l) no município (m), no setor (i) e no período (t), ponderado em nível estadual.
$esp_{mit} = \frac{\frac{l_{mit}}{l_{it}}}{\frac{l_{mt}}{l_t}}$	Especialização	Participação do emprego por município no setor de confecções, em cada período, ponderado em nível estadual.
$Comp_{mit} = \frac{\frac{l_{mipeqt}}{l_{imt}}}{\frac{l_{mipeqt}}{est_{mt}}}$	Competição	Emprego do setor de confecções no município pertencente a micro e pequenas empresas <sup>2</sup> , ponderado em nível estadual.
$div_{mit} = \frac{\frac{I}{\sum_{M=1}^M I[l_{mi}^{t'}(l_{mt}-l_{mit})]^2}}{\frac{I}{\sum_{M=1}^M I[l_{mt}^{t'}/(l_{mt}-l_{mit})]^2}}$	Diversificação	Inverso do índice de Herfindahl modificado de concentração do setor de confecções, em relação ao somatório dos demais setores, ponderado em nível estadual.

Fonte: Elaboração dos autores.

<sup>2</sup>Foram consideradas como micro e pequenas empresas aquelas com menos de 50 funcionários.

A variável dependente “nível de emprego local” (*Nemp*) é medida pela participação do emprego formal do setor de confecções nos municípios em cada período, em relação à participação do emprego no setor ao nível estadual. A utilização desta variável concorda com o trabalho de Favro e Alves (2021).

A variável “especialização” (*esp*) representa a participação do emprego por município no setor de confecções, em relação ao nível de emprego estadual do mesmo setor. Esta variável apresenta a hipótese de Marshall, Arrow e Romer (MAR), onde as atividades econômicas crescem em locais mais especializados e com estrutura horizontal. A utilização desta variável está em consonância com os trabalhos de Combes (2000) e Favro e Alves (2021).

Já a variável “competição” (*Comp*) é construída a partir dos vínculos ativos formais do setor de confecções nos municípios em relação aos vínculos ativos formais do setor de confecções no estado de Pernambuco. Esta variável está conforme as construídas por Andrade (2015) e Favro e Alves (2021).

Por fim, a variável “diversificação” (*div*) mensura o efeito da aglomeração intersetorial, a partir do índice de Herfindahl modificado, em relação ao nível estadual. Este indicador atende a hipótese de Jacobs de que as atividades econômicas crescem em locais mais diversificados. O índice foi construído e forma semelhante aos estudos de Andrade (2015) e Favro e Alves (2021).

Para a estimação do modelo, foi utilizada a análise de dados em painel, especificamente, o modelo de efeitos fixos. Um problema frequente neste tipo de análise é a heterogeneidade não observada, ou seja, a presença de fatores que determinam a variável dependente, mas que não foram consideradas nas variáveis explicativas, seja por não serem observáveis ou mensuráveis. Segundo Andrade (2015), uma das vantagens de usar dados em painel, em detrimento de cortes seccionais ou temporais é que, os dados em painel trazem uma maior quantidade de informações que proporcionam a construção de modelos mais realistas. O modelo de dados em painel pode ser expresso por:

$$y_i = x_{it}\beta + c_i + u_{it} \quad (4)$$

Onde  $t = 1, 2, \dots, T$ .

Os painéis podem ser classificados como balanceados ou desbalanceados. Os painéis balanceados apresentam dados para todos os períodos analisados, já os painéis desbalanceados apresentam ausências de informações. O modelo de dados em painel compreende as seguintes estimações: Modelo POOLED OLS, Modelo de Efeitos Aleatórios e Modelo de Efeitos Fixos.

O modelo POOLED ignora os efeitos dos dados em painel, ou seja, os componentes não observados são ignorados e as observações são tratadas como não correlacionadas. Sua regressão é estimada a partir do método dos mínimos quadrados ordinários (WOOLDRIDGE, 2001).

No modelo de efeitos aleatórios os efeitos individuais são distribuídos aleatoriamente em torno de uma média constante. Neste modelo, o termo  $c_i$ , o efeito não observado, é inserido no termo de erro, sendo este termo não correlacionado com as variáveis explicativas (WOOLDRIDGE, 2001).

Quanto à estimação do modelo de efeitos fixos, de acordo com Wooldridge (2001), o  $\beta$  estimado atinge explicitamente a finalidade de eliminar o efeito não observado,  $c_i$ , que está correlacionado com as variáveis explicativas, representadas por  $x_{it}$  na equação (4).

Para a escolhido modelo que será utilizado, realiza-se a estimação dos seguintes testes: teste de Chow e teste de Hausman<sup>3</sup>.

De acordo com Andrade (2015), o teste de Chow permite escolher entre o método com constante comum e o modelo de efeitos fixos, contendo as seguintes hipóteses:

$H_0$ : interceptos comuns (constante comum)

$H_1$ : interceptos diferentes para cada seção cruzada (Efeitos Fixos)

Já o teste de Hausman é utilizado para realizar a escolha entre efeitos aleatórios e Efeitos fixos:

$H_0$ : estimadores do modelo de efeitos aleatórios são consistentes e eficientes

$H_1$ : estimadores do modelo de efeitos aleatórios são eficientes, mas não consistentes.

A partir da escolha do modelo de efeitos fixos, este trabalho propõe-se a analisar a seguinte regressão:

$$\log(Y_{m,t}) = \alpha_{m,t} + \beta_1 \log(esp_{m,t}) + \beta_2 \log(comp_{m,t}) + \beta_3 \log(div_{m,t}) + \varepsilon_i \quad (5)$$

Onde  $\log$  é o logaritmo natural das variáveis analisadas;  $m = 1, 2, 3, \dots, 185$  e  $t = 2011, 2012, \dots, 2021$  são os subscritos que indicam que o valor das variáveis estava sendo observado no município ao longo do tempo, respectivamente;  $Y$  corresponde à variável dependente, sendo este o nível de emprego ( $Nemp$ );  $\alpha$  trata-se do intercepto;  $esp$  é o índice de especialização;  $comp$  o índice de competição; e  $div$  é o índice de diversificação.

Para verificar se os municípios com maior densidade em determinada área são benéficos para o aumento da participação relativa, costuma-se utilizar o número médio de empregos por km<sup>2</sup> como variável de controle, tal como em Combes (2000), Andrade (2015) e Favro e Alves (2021). No entanto, utilizar essa variável em um modelo de dados em painel com o nível de emprego como variável dependente pode incorrer em problemas de endogeneidade, já que a área dos municípios não varia ao longo do tempo.

Além disso, Combes (2000), Andrade (2015) e Favro e Alves (2021) também utilizaram o tamanho médio das firmas como variável de controle, medido como o número médio de empregados por estabelecimento. Em relação ao modelo analisado neste estudo, acredita-se que a inclusão do tamanho médio das firmas pode gerar uma sobre-especificação, devido à sua alta correlação com a variável competição.

Por esses motivos, o modelo escolhido neste trabalho foca apenas nos efeitos das variáveis especialização, diversificação e competição. Dessa forma, é possível evitar, a princípio, o viés de endogeneidade e multicolinearidade entre os regressores.

## 4 ANÁLISE DE RESULTADOS

Esta seção apresenta duas subseções. A primeira delas traz a análise dos resultados para o Índice de Concentração Normalizado (ICN), I de Moran e estatística LISA. A segunda aborda o modelo econométrico utilizado, mostrando a estatística descritiva dos dados, assim

---

<sup>3</sup>Os resultados dos testes realizados para este estudo encontram-se no Apêndice A.

como a análise dos estimadores proveniente do modelo econométrico e discussão dos resultados, sendo estes fundamentados na literatura discutida em seções anteriores.

#### 4.1 RESULTADOS DO ICN, I DEMORAN E LISA

Através da metodologia proposta por Crocco *et al.* (2003) e apresentada nos trabalhos de Rodrigues *et al.* (2012) e Lins e Da Silva (2017), foram calculados os pesos de cada índice na composição do ICN para os anos investigados. Conforme apresentado na tabela 5, os resultados dos pesos ao longo do tempo ficaram em torno de 1/3 para cada um dos três índices:

**Tabela 5** – Pesos dos índices na construção do ICN

Ano	Peso QL	Peso IHHm	Peso PR
2011	0,3140	0,3488	0,3372
2012	0,3146	0,3475	0,3379
2013	0,3152	0,3470	0,3378
2014	0,3137	0,3481	0,3381
2015	0,3133	0,3479	0,3388
2016	0,3116	0,3492	0,3393
2017	0,3141	0,3468	0,3391
2018	0,3142	0,3471	0,3387
2019	0,3136	0,3477	0,3387
2020	0,3133	0,3485	0,3382
2021	0,3116	0,3492	0,3393

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.

As tabelas 6 e 7 apresentam os resultados dos índices analisados para os municípios que apresentaram o maior ICN em 2011 e 2021, respectivamente:

**Tabela 6**– QL, HHm, PR e ICN dos municípios com maior ICN em 2011

Municípios	QL	HHm	PR	ICN
Caruaru	4,9703	0,2289	0,2866	7,0846
Santa Cruz Do Capibaribe	9,0543	0,1704	0,1915	5,6888
Toritama	9,3250	0,0894	0,1002	3,5039



Recife	1,1248	0,0173	0,1556	2,0199
Taquaritinga Do Norte	7,7494	0,0304	0,0350	1,6890
Riacho Das Almas	9,7523	0,0091	0,0102	1,3648
Cupira	8,2276	0,0155	0,0176	1,3380
Surubim	6,2490	0,0224	0,0267	1,2753
Santa Maria Do Cambucá	9,8491	0,0023	0,0026	1,1924
Jataúba	9,7032	0,0018	0,0020	1,1587

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o ano de 2011.

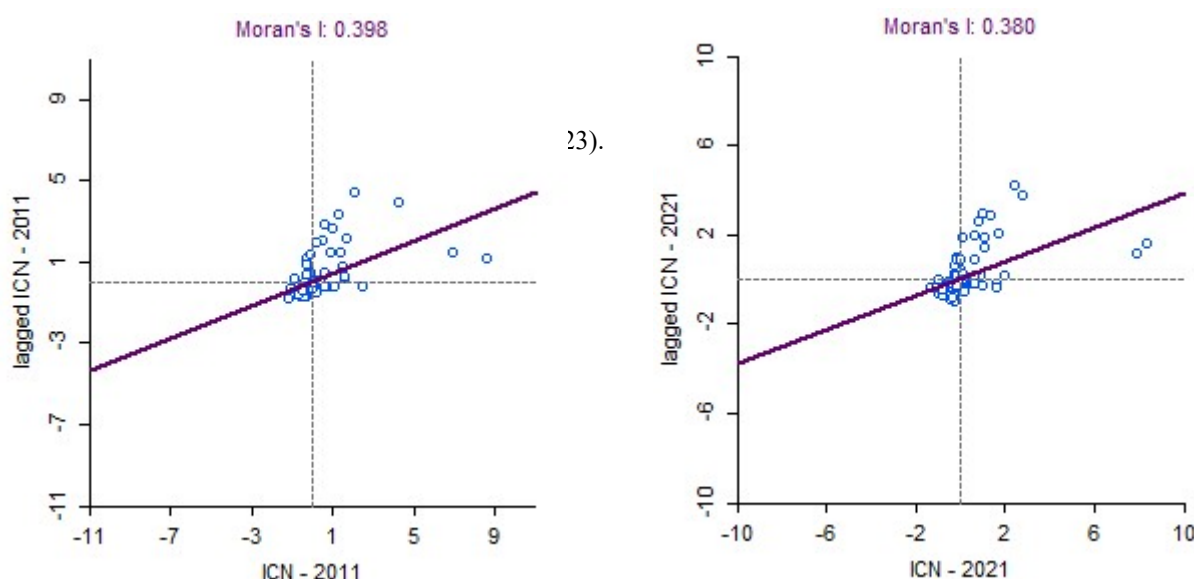
**Tabela 7 – QL, HHm, PR e ICN dos municípios com maior ICN em 2021**

<b>Municípios</b>	<b>QL</b>	<b>HHm</b>	<b>PR</b>	<b>ICN</b>
Santa Cruz Do Capibaribe	10,2524	0,2208	0,2447	6,9719
Caruaru	4,7389	0,2210	0,2802	6,6232
Toritama	6,4702	0,0617	0,0730	2,3535
Taquaritinga Do Norte	8,8178	0,0398	0,0449	2,0611
Surubim	6,8466	0,0346	0,0406	1,6716
Riacho Das Almas	10,2345	0,0084	0,0093	1,4286
Correntes	11,4980	0,0001	0,0001	1,3857
Recife	1,0095	0,0011	0,1215	1,3542
Brejo Da Madre De Deus	7,2418	0,0113	0,0131	1,0981
Jataúba	7,8670	0,0006	0,0007	0,9012

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o ano de 2021.

O gráfico de dispersão de Moran e o mapa do LISA para o ICN foram criados a partir da matriz de continuidade binária normalizada segundo o critério queen, conforme utilizado em Alves e Silveira Neto (2011). Os resultados do gráfico de dispersão de Moran, tanto para 2011 quanto para 2021, apresentam indícios de uma correlação espacial positiva nos dados:

**Gráfico 1** - Gráfico de dispersão de Moran para o ICN em 2011 e 2021

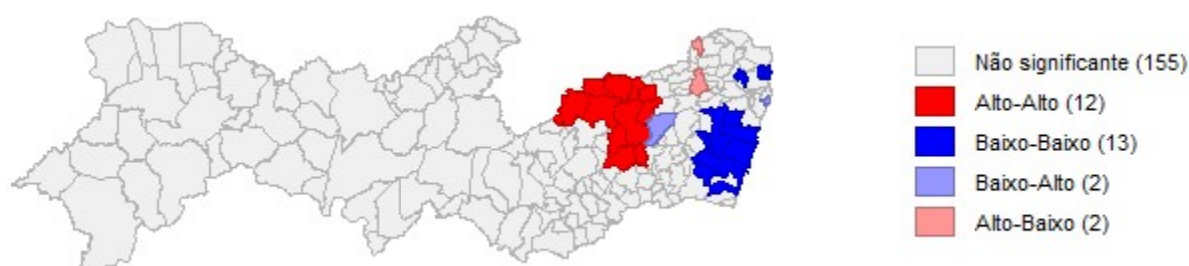


Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da para os anos de 2011 a 2021.

No gráfico de dispersão de Moran<sup>4</sup>, as observações que apresentam ICN acima da média com vizinhos que também o apresentam são representados no primeiro quadrante (alto-alto). As observações com ICN acima da média enquanto vizinhos apresentam ICN abaixo da média são representados no segundo quadrante (alto-baixo). No terceiro quadrante, representam-se as observações em que o ICN está abaixo da média tal como o de seus vizinhos (baixo-baixo). O quarto quadrante, traz as observações em que o ICN está abaixo da média, enquanto o de seus vizinhos está acima da média (baixo-alto).

Sendo cada observação corresponde ao ICN de um determinado município, o indicador LISA permite uma melhor visualização destas relações, conforme ilustram os mapas a seguir:

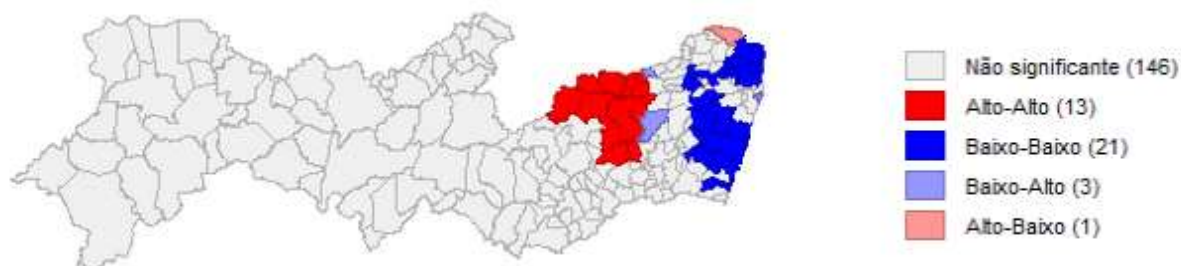
**Figura 4** - *Local Indicator of Spatial Association* (LISA): Índice de Concentração Normalizado para os municípios de Pernambuco em 2011



Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da para os anos de 2011 a 2021.

<sup>4</sup> O gráfico com o nível de significância do *I* de Moran encontra-se no apêndice A.

**Figura 5 - Local Indicator of Spatial Association (LISA): Índice de Concentração Normalizado para os municípios de Pernambuco em 2021**



Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o ano de 2021.

Em ambos os anos analisados, os resultados apontam para a presença de autocorrelação espacial positiva entre o ICN dos municípios. Mais especificamente, percebe-se que os municípios de ICN elevado tendem a se concentrar no agreste central e setentrional, enquanto os municípios de ICN reduzido tendem a se concentrar na região metropolitana.

Os resultados indicam ainda uma autocorrelação espacial mais evidente que a obtida no trabalho de Alves e Silveira Neto (2011), que testa a autocorrelação apenas entre o nível de emprego dos municípios, ao invés do ICN.

Dessa forma, os municípios que constituíam a aglomeração de confecções em Pernambuco no ano de 2011 eram: Santa Cruz do Capibaribe, Caruaru, Toritama, Taquaritinga do Norte, Riacho das Almas, Brejo da Madre de Deus, Jataúba, Altinho, Vertentes, Frei Miguelinho, São Caitano e Agrestina. Em 2021, o município de Santa Maria do Cambucá é incluído entre estes.

#### 4.2 ANÁLISE DO MODELO ECONÔMETRICO

Esta subseção expõe os resultados do modelo econométrico, indicando os fatores que podem promover a aglomeração do emprego nos municípios identificados através da análise espacial. A tabela 8 contém os resultados do modelo estimado:

**Tabela 8 – Resultados da Estimação do Modelo de Efeitos Fixos**

Variáveis	(1)	Estatística t	p-value
<i>logEsp</i>	0,5617*** (0,0649)	8,66	0,000
<i>logComp</i>	-0,5114*** (0,0596)	-8,58	0,000
<i>logDiv</i>	-0,1409	-1,14	0,255

	(0,1231)		
<i>cons</i>	-6,1450	-60,27	0,000
	(0,1019)		
N. Obs	813		
N. Grupos	106		
R <sup>2</sup> (Geral)	0,3784		
R <sup>2</sup> (Between)	0,3349		
R <sup>2</sup> (Within)	0,8476		

Nota. Significância: \*\*\*1%.

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.

A variável logEsp procura verificar o impacto da concentração relativa do setor de confecções nos municípios de Pernambuco. O resultado positivo indica que o setor de confecções tende a se desenvolver ainda mais onde ele é mais concentrado, atendendo às teorias de Porter e as externalidades MAR.

A variável log Comp foi criada como a proporção do emprego das micro e pequenas empresas em relação ao total. O resultado negativo implica que quanto mais distribuído o emprego entre as firmas, pior será o resultado do município em termos de participação relativa. Este resultado é condizente com o trabalho de Combes (2000), que também encontra o mesmo sinal para a variável no setor de confecção francês, e vai conforme a teoria das externalidades MAR, em que o monopólio local é mais benéfico para a expansão do cluster em relação à concorrência.

A variável log Div busca identificar externalidades do tipo Jacobs, as quais indicam que, uma maior variedade de setores aglomerados em determinado local seria um fator propulsor para o cluster. Segundo os resultados, não foi encontrado efeito significativo que indique a presença deste tipo de externalidades no setor de confecções para o estado de Pernambuco.

Enquanto os resultados deste trabalho apontam para a existência de externalidades MAR no setor de confecções pernambucano, Favro e Alves (2021) encontraram evidências de externalidades Porter para a agroindústria brasileira e Andrade (2015) encontrou evidências de externalidades Jacobs para a indústria couro-calçadista do Rio Grande do Sul. As diferenças são provavelmente explicadas justamente pelas especificidades dos setores analisados. Por outro lado, a conclusão é coerente com os resultados demonstrados por Prestes, Bezerra e De Castro (2019), em que as autoras demonstram que a competitividade tem um impacto negativo sobre o ICN dos segmentos de indústria para o estado do Paraná.

Como testes de robustez, também foram analisados modelos com a variável dependente defasada e com as variáveis explicativas defasadas. O modelo com a variável dependente defasada não encontra significância na variável competição, já o modelo com as variáveis explicativas defasadas encontra resultados semelhantes aos do modelo sem defasagem. Os resultados dos modelos testados são apresentados em detalhes no apêndice A.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Diante dos resultados encontrados, este trabalho mostrou que a análise espacial do ICN pode ser uma valiosa ferramenta para a caracterização de economias de aglomeração, eficaz em identificar uma região em que a confecção tem especial preponderância em relação ao restante do estado de Pernambuco. Sob critérios bem estabelecidos, foi possível determinar os municípios que pertencem a esse “anel de preponderância”.

Adicionalmente, também foram discutidos os fatores que promovem a aglomeração de emprego na região identificada. Consoante o modelo apresentado, há evidências que corroboram a existência de externalidades MAR na composição do cluster de confecções em Pernambuco. Ou seja, a especialização das atividades neste setor demonstra-se como um fator determinante da prosperidade do cluster, enquanto o monopólio local garante a internalização dos benefícios destas externalidades e revela-se mais benéfico que a concorrência.

Também é importante ressaltar que ainda há espaço para mais avanços na construção do modelo econométrico discutido. Em especial, a utilização de um modelo que considere a defasagem espacial e a inserção de controles que não resultem em endogeneidade ou multicolinearidade entre os regressores. Outra deficiência de difícil contorno presente na análise é a ausência de informações quanto ao emprego informal, que pode ter uma relevância considerável no setor de confecções. Além disso, a comparação das externalidades MAR, Porter e Jacobs com outros setores pode trazer mais clareza sobre o processo de formação de clusters a depender de cada atividade.

Por fim, acredita-se que os resultados conseguem entregar uma importante fonte de embasamento para políticas públicas voltadas ao setor de confecções de Pernambuco, onde se mostra mais vantajoso uma expansão via aglomeração de empresas do mesmo setor e aglomeração do emprego em grandes empresas.

## REFERÊNCIAS

ALVES, F. D. Questões teórico-metodológicas entre geografia econômica e desenvolvimento regional. **Caderno Prudentino de Geografia**, v. 1, n. 37, p. 5-21, 2015.

ALVES, J. d. S.; SILVEIRA NETO, R. d. M. Impacto das externalidades de aglomeração no crescimento do emprego: o caso do cluster de confecções em Pernambuco. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 42, n. 2, p. 333-350, 2011.

ANDRADE, L. B. d. Variação do emprego na indústria calçadista gaúcha no período 1998–2012: a influência das economias de aglomeração. 2015.

BAPTISTA, R.; SWANN, P. Do firms in clusters innovate more? **Researchpolicy**, v. 27, n. 5, p. 525-540, 1998.

BRASIL. Ministério do Trabalho e Emprego. RAIS: Relação Anual de Informações Sociais. Brasília, 2021. Disponível em: <<https://bi.mte.gov.br/bgcaged/>>. Acesso em: 26 fev 2023.

BRITO, J.; ALBUQUERQUE, E. M. Clusters industriais na economia brasileira: uma análise exploratória a partir de dados da RAIS. **Estudos Econômicos (São Paulo)**, v. 32, n. 1, p. 71-102, 2002.

CARVALHO, S. S. M.; CHAVES, C. V. Polos tecnológicos e desenvolvimento regional. **XXXV Encontro Nacional de Economia**, p. 1-20, 2007.

COMBES, P. P. Economic structure and local growth: France, 1984–1993. **Journal of urban economics**, v. 47, n. 3, p. 329-355, 2000.

COSTA, R. M. da. Razões e vantagens da aglomeração de empresas no território. **Elementos conceituais e referências teóricas para o estudo de Aglomerações Produtivas Locais**, p. 7.

CROCCO, M. A. *et al.* Metodologia de identificação de arranjos produtivos locais potenciais. Cedeplar, Universidade Federal de Minas Gerais, 2003.

DE REZENDE, A. C.; DINIZ, B. P. C. Identificação de clusters industriais: uma aplicação de índices de especialização e concentração, e algumas considerações. Redes. **Revista do Desenvolvimento Regional**, v. 18, n. 2, p. 38-54, 2013.

FAVRO, J.; ALVES, A. F. Economias de aglomeração e o emprego na agroindústria: um modelo de painel de dados espacial para as microrregiões do Brasil, 2006-2016. **Revista Econômica do Nordeste**, v. 52, n. 3, p. 145-170, 2021.

FINGLETON, B.; IGLIORI, D.; MOORE, B. Cluster dynamics: new evidence and projections for computing services in Great Britain. **Journal of Regional Science**, v. 45, n. 2, p. 283-311, 2005.

GLAESER, Edward L. *et al.* Growth in cities. **Journal of political economy**, v. 100, n. 6, p. 1126-1152, 1992.

HENDERSON, V.; KUNCORO, A.; TURNER, M. Industrial development in cities. **Journal of political economy**, v. 103, n. 5, p. 1067-1090, 1995.

JACOBS, J. **The economy of cities**. Vintage, 1969.

LINS, J. G. M. G.; DA SILVA, M. V. B. Identificação e Análise Espacial de Concentração dos clusters produtivos dos setores de confecções e couro-calçadista na região Nordeste entre 1997 e 2012. **Revista Economia Ensaios**, v. 31, n. 2, 2017.

PONTES, J. P.; SALVADOR, R. A nova geografia econômica. **Compêndio de Economia Regional**, v. 1, 2002.

PORTER, M. E. The competitive advantage of nations. **Harvard Business Review**, 1990.

PRESTES, A. F.; BEZERRA, F. M.; DE CASTRO, T. E. Análise espacial das aglomerações da indústria de transformação nos segmentos moderno e tradicional no estado do Paraná. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos**, v. 13, n. 3, p. 422-442, 2019.

RODRIGUES, M. A. *ET al.* Identificação e análise espacial das aglomerações produtivas do setor de confecções na região sul. **Economia aplicada**, v. 16, p. 311-338, 2012.

WOOLDRIDGE, J. M. Econometric analysis of cross section and panel data. **MIT press**, 2001

## APÊNDICE A

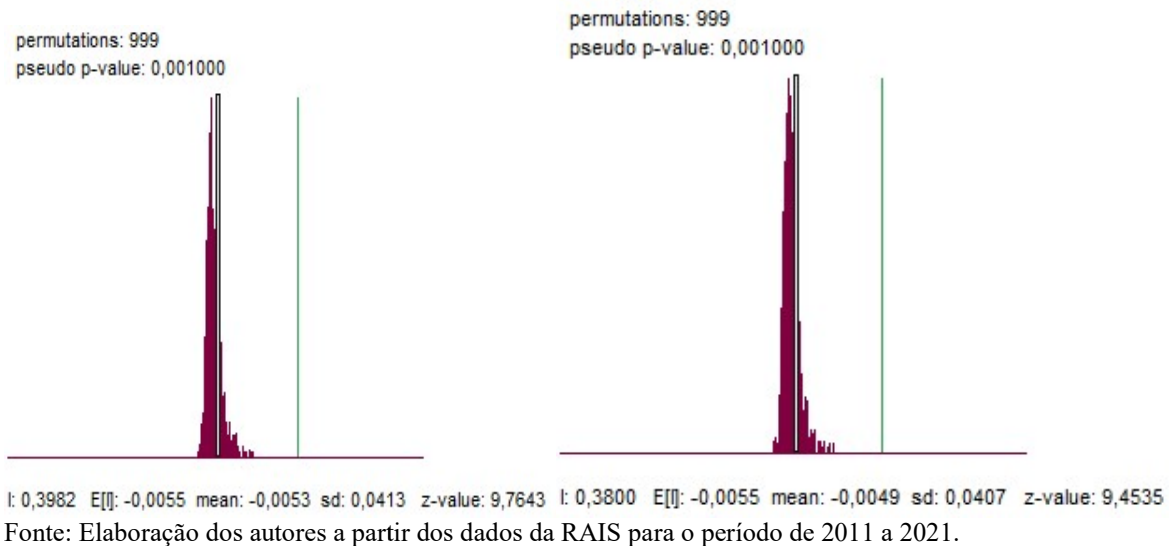
### Testes para seleção do modelo

Testes	(1)
<i>Teste de Chow</i>	267,80***
<i>Teste de Hausman</i>	127,02***

Nota. Significância: \*\*\*1%.

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.

### Teste de significância do *I* de Moran



Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.

### Resultados da Estimação do Modelo de Efeitos Fixos com variáveis explicativas defasadas

Variáveis	(1)	Estatística t	p-value
<i>logEsp</i>	0,2205*** (0,0795)	2,78	0,007
<i>logComp</i>	-0,2766*** (0,0819)	-3,37	0,001
<i>logDiv</i>	0,0580 (0,1725)	0,34	0,738
<i>cons</i>	-6,1369***	-44,73	0,000

(0,1372)

N. Obs	683
N. Grupos	95
R <sup>2</sup> (Geral)	0,4286
R <sup>2</sup> (Between)	0,3852
R <sup>2</sup> (Within)	0,2281

Nota. Significância: \*\*\*1%.

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.

### Resultados da Estimação do Modelo de Efeitos Fixos com variável dependente defasada

Variáveis	(1)	Estatística t	p-value
<i>logEsp</i>	0,3980*** (0,1386)	2,87	0,005
<i>logComp</i>	-0,0507 (0,1570)	-0,32	0,747
<i>logDiv</i>	-0,4075 (0,2623)	-1,55	0,124
<i>cons</i>	-6,5825*** (0,2068)	-31,83	0,000
N. Obs	708		
N. Grupos	97		
R <sup>2</sup> (Geral)	0,1181		
R <sup>2</sup> (Between)	0,0888		
R <sup>2</sup> (Within)	0,0848		

Nota. Significância: \*\*\*1%.

Fonte: Elaboração dos autores a partir dos dados da RAIS para o período de 2011 a 2021.



