

Avaliação de dinâmicas no mercado de trabalho da indústria brasileira

Rúbia Silene Alegre Ferreira¹  | Vinícius Neres da Conceição²  | Wilfredo Sosa Sandoval³ 

¹ Doutora em Economia, Universidade Católica de Brasília. E-mail: rubia.alegre.ferreira@gmail.com

² Mestre em Economia e Doutorando do Programa de Pós-Graduação em Economia da Universidade Católica de Brasília - PPGE-UCB. E-mail: vneres.dc@hotmail.com

³ Doutor em Matemática da Associação Instituto Nacional de Matemática Pura e Aplicada. E-mail: sosa.s.wilfredo@gmail.com

RESUMO

Este estudo avalia a dinâmica do mercado industrial brasileiro, com foco em nove divisões industriais, entre 1994 e 2021, por meio da metodologia *Data Concentration Analysis (DCA)*. A análise utiliza o Quociente Locacional Dinâmico, acompanhado da derivação do Índice de Concentração (IC). Os resultados apontam fortes disparidades regionais: regiões Norte, Nordeste e o estado do Mato Grosso apresentam elevados Índices de Concentração, revelando dependência de setores específicos e falta de diversificação econômica. Em contraste, São Paulo e Rio de Janeiro exibem ICs baixos, indicando uma distribuição industrial mais equilibrada, reflexo de economias diversificadas e infraestrutura desenvolvida. A indústria de transformação apresenta ICs baixos, enquanto a alimentícia alcança resultados medianos devido ao seu potencial produtivo e à sua segmentação. Conclui-se que políticas públicas que incentivem a diversificação, qualificação profissional e inovação tecnológica são essenciais para equilibrar o desenvolvimento industrial e promover ganhos no mercado de trabalho brasileiro.

PALAVRAS-CHAVE

Economia Regional, Mercado de Trabalho, Índice de Concentração, Quociente Locacional, *Data Concentration Analysis*

Evaluation of dynamics in the Brazilian industrial labor market

ABSTRACT

This study assesses the dynamics of the Brazilian industrial market, focusing on nine industrial divisions, between 1994 and 2021, using the *Data Concentration Analysis (DCA)* methodology. The analysis uses the Dynamic Locational Quotient, accompanied by the derivation of the Concentration Index (CI). The results point to strong regional disparities: the North, Northeast regions and the state of Mato Grosso have high Concentration Indexes, revealing dependence on specific sectors and a lack of economic diversification. In contrast, São Paulo and Rio de Janeiro have low CIs, indicating a more balanced industrial distribution, reflecting diversified economies and developed infrastructure. The manufacturing industry has low CIs, while the food industry achieves average results due to its production potential and segmentation. It is concluded that public policies that encourage diversification, professional qualification and technological innovation are essential to balance industrial development and promote gains in the Brazilian labor market.

KEYWORDS

Regional Economy, Labor Market, Concentration Index, Location Quotient, *Data Concentration Analysis*

CLASSIFICAÇÃO JEL

C65, R11

1. Introdução

O mercado de trabalho industrial no Brasil apresenta uma dinâmica influenciada pela distribuição desigual da industrialização pelo território nacional. Historicamente, as regiões Centro-Sul, especialmente o Sudeste, concentram a maior parte das atividades industriais, enquanto outras regiões enfrentam dificuldades estruturais e institucionais para competir. Essa concentração reflete disparidades regionais que impactam o desenvolvimento econômico e social, tornando urgente a necessidade de estudos regionais que analisem as especificidades do mercado de trabalho industrial no país. A literatura recente destaca a relevância de se entenderem os padrões de localização industrial, que influenciam diretamente a geração de emprego, a distribuição de renda e o crescimento econômico regional (Conceição, 2023; Vieira et al., 2014).

Desde o final do século XIX, o Brasil passou por diferentes fases de industrialização, marcadas por sua dependência inicial de tecnologias importadas. Essa trajetória periférica, descrita por Amsden (2009), resultou em um processo de aprendizado puro, no qual a ausência de *know-how* e inovações tecnológicas próprias atrasou o desenvolvimento industrial em comparação às economias pioneiras. No entanto, eventos como a Primeira Guerra Mundial (1914-1918) e a crise de 1929 impulsionaram os primeiros passos da industrialização brasileira, com grandes oligarcas investindo na criação de indústrias para substituir importações e atender às demandas internas.

Ao longo do século XX, a concentração industrial no Sudeste, particularmente em São Paulo, ocorreu por uma série de fatores, incluindo a infraestrutura cafeeira e a proximidade com os principais mercados consumidores. Dados históricos revelam que, em 1889, o Brasil possuía 636 empresas industriais empregando 54 mil operários, com grande parte dessas atividades localizadas em São Paulo (Silva, 1986). Essa concentração gerou efeitos de transbordamento (*spillovers*) que fortaleceram as cadeias produtivas locais, causando, noutro giro, o agravamento das desigualdades regionais.

A escolha do mercado de trabalho industrial como objeto de estudo é justificada pela sua relevância na promoção de avanços tecnológicos, ganhos de produtividade e melhores condições salariais em relação a outros setores econômicos (Nassif, 2008; Vieira et al., 2014). Ademais, estudos regionais são fundamentais para compreender como as especificidades locais influenciam a distribuição espacial das atividades industriais e as disparidades econômicas no país. A industrialização tardia do Brasil também destaca a importância de indicadores específicos para analisar a evolução do mercado de trabalho. Contudo, há lacunas na literatura em relação à dinâmica recente dessas atividades, especialmente após a abertura econômica dos anos 1990 e a globalização dos mercados.

O presente estudo busca abordar essas lacunas por meio da aplicação do *Data Concentration Analysis (DCA)*, derivado do trabalho seminal de Alegre Ferreira (2018), que

instituiu o Quociente Locacional Dinâmico (QLD), que diferentemente, de sua forma tradicional, incorpora o tempo como fator de observância. Além disso, do DCA também se deriva o Índice de Concentração (IC), que, conforme destacado por Conceição (2023), é um instrumento que permite a avaliação de dinâmicas intertemporais em um conjunto de dados.

Estudos semelhantes aplicados ao Brasil, como de Gonçalves et al. (2019), demonstram a relevância de tais abordagens ao destacar as dinâmicas de emprego industrial nas macrorregiões brasileiras, deixando, no entanto, lacunas importantes, como o desenvolvimento temporal dessas dinâmicas e das relações de concentração no mercado laboral da indústria brasileira. Este estudo se propõe a avançar nessas questões ao combinar uma abordagem quantitativa com uma análise regional, utilizando dados provenientes do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), cuja descrição metodológica será detalhada em seções subsequentes.

Ao final, espera-se que os resultados contribuam para a literatura ao oferecer uma visão abrangente sobre as disparidades regionais no mercado de trabalho industrial brasileiro. Contudo, o estudo também enfrenta limitações, como a dependência de dados secundários e a dificuldade de capturar fatores qualitativos que influenciam as dinâmicas regionais. Sabendo-se que essas limitações não comprometem a relevância do trabalho, são consideradas na interpretação dos resultados.

2. Referencial Teórico

O café desempenhou um papel central na inserção do Brasil no mercado internacional, mas eventos como as Guerras Mundiais e a Grande Depressão evidenciaram a necessidade de substituir importações e estimular o desenvolvimento industrial. Em resposta a essas demandas, o governo de Getúlio Vargas promoveu a criação de instituições que foram fundamentais para os primeiros passos da industrialização, atendendo às necessidades da elite consumidora da época.

A industrialização é frequentemente citada como um dos pilares do crescimento econômico. No Brasil, esse processo ocorreu de forma tardia em comparação aos países europeus. A Comissão Econômica para a América Latina e o Caribe (Cepal) chamou atenção para essa disparidade por meio do modelo centro-periferia, que distingue os países centrais industrializados das nações periféricas, produtoras de matérias-primas. Para Prebisch, Furtado, Sunkel e Pinto (Pinheiro e Souza, 2018), o fortalecimento das economias periféricas exigia industrialização por substituição de importações, estímulo à poupança interna e redução da dependência externa.

Furtado (1962) foi um dos principais defensores da industrialização como estratégia para superar o subdesenvolvimento no Brasil. Argumentava que o país precisava incorporar avanços tecnológicos para romper com a condição de fornecedor de *commodities* aos países desenvolvidos. Furtado também desmitificou o conceito de subdesenvolvimento, explicando que ele não é uma fase inferior do desenvolvimento,

mas sim um processo histórico ligado à inserção desigual no capitalismo global (Cano, 2014). Enfatizou que a industrialização deveria estar alinhada às necessidades nacionais, como geração de emprego, qualificação da mão de obra e formação de capital humano, promovendo maior inclusão no mercado de trabalho e no consumo (Furtado, 1976).

As desigualdades regionais no Brasil sempre foram desafios. Segundo Diniz e Mendes (2021), o crescimento industrial foi essencial para mitigar essas disparidades, mas as políticas regionais precisam ser continuamente adaptadas às mudanças estruturais. Até 1970, São Paulo concentrava 58% da produção industrial nacional, mas deseconomias de aglomeração, melhorias em infraestrutura em outras regiões e expansão das fronteiras agropecuária e mineral contribuíram para a desconcentração industrial. Medidas como a criação da SUDENE (Lei n.º 3.692/1959) e da SUFRAMA (Decreto-Lei n.º 288/1967) buscaram direcionar o desenvolvimento para regiões como o Nordeste e a Amazônia, enfrentando as desigualdades regionais (Ferreira e Botelho, 2014).

Hirschman (1968) destacou a importância da indústria como motor do crescimento econômico, explicando que ela gera encadeamentos produtivos e externalidades positivas. Ele também discutiu os efeitos das desigualdades regionais, que podem beneficiar regiões menos desenvolvidas por meio do aumento de demanda e de investimentos (*trickling-down*) ou prejudicá-las, ao estimular a migração de mão de obra qualificada para áreas mais avançadas (*polarization effects*). Exemplos internacionais, como as políticas da União Europeia e da China, mostram como a coesão territorial pode reduzir disparidades regionais e promover o desenvolvimento equilibrado (Dunford e Liu, 2015; Diniz e Mendes, 2021; Townroe e Keen, 1984).

Estudos recentes aprofundaram a análise da industrialização brasileira. Almeida et al. (2024) investigaram a coaglomeração industrial, observando que indústrias de alta tecnologia apresentam maior tendência de aglomeração devido à dependência de compartilhamento de trabalhadores (*labor pooling*) e de insumos fornecidos por outras indústrias. Já Prestes et al. (2020) analisaram a aglomeração industrial no Paraná, revelando que indústrias tradicionais impactam municípios vizinhos, enquanto as modernas não apresentam esse efeito.

No caso de Minas Gerais, Souza et al. (2024) identificaram uma perda de participação da indústria de transformação entre 2008 e 2016, com a economia local migrando para o setor de serviços. Duarte e Reinaldo Alves (2023), por sua vez, avaliaram o desenvolvimento regional em Mato Grosso do Sul, destacando que áreas com economias industriais diversificadas apresentam maiores níveis de desenvolvimento, enquanto regiões agrícolas permanecem estagnadas.

Pesquisas também revelaram padrões preocupantes na industrialização brasileira. Silva e Diniz (2022) mostraram que, no Norte do Brasil, setores geograficamente concentrados tendem a ser mais produtivos, mas a heterogeneidade estrutural ainda

limita o desempenho econômico. Da Costa (2020) destacou avanços na interação universidade-empresa no Rio Grande do Sul (2008-2014), embora o estado ainda fique atrás de nações desenvolvidas nesse aspecto.

Bittencourt et al. (2024) apontaram que a indústria de Santa Catarina permanece fortemente enraizada em setores intensivos em recursos naturais, enquanto setores tecnológicos têm menos integração local. Ferreira e Silva (2023) concluíram que mudanças no *mix* industrial entre 2007 e 2018 não foram suficientes para reduzir as desigualdades regionais, sendo os ganhos de produtividade mais relacionados a vantagens naturais do que a avanços tecnológicos.

Apesar dos desafios, a industrialização segue como elemento central para o crescimento econômico brasileiro. Estratégias claras e contextualizadas, focadas no fortalecimento regional e na inovação, são indispensáveis para que o País supere desigualdades históricas e enfrente as novas transformações econômicas globais.

3. Metodologia

Para alcançar os objetivos deste estudo, foi utilizado o trabalho de Conceição (2023)¹, como base metodológica do *Data Concentration Analysis (DCA)*. Esse arranjo expande o tradicional Quociente Locacional (QL) de um modelo bidimensional para um modelo tridimensional, ao incorporar uma dimensão temporal. A adição de um elemento temporal permite acompanhar mudanças em janelas móveis de p períodos, no período de 1994 a 2021.

Originalmente desenvolvido por Alegre Ferreira (2018), o método foi aprimorado por França e Sosa (2021) e por fim consolidado empiricamente por Conceição (2023), o método DCA fornece uma forma objetiva de analisar a dinâmica temporal de um conjunto de dados. Por exemplo, no caso desta pesquisa, a abordagem permitirá avaliar como se desenvolveu o mercado de trabalho industrial, considerando as suas divisões, no Brasil com base na quantidade de empresas e de empregados distribuídos no território nacional.

3.1 Quociente Locacional

O Quociente Locacional (QL) é uma medida amplamente utilizada para avaliar a concentração de atividades econômicas em uma região em comparação com o nível nacional. Estudos iniciais de Haig (1920) e Florence (1929) introduziram o conceito, utilizando uma matriz bidimensional para capturar a relação entre o espaço geográfico e a economia.

O modelo de Haig (1920) é definido como:

¹Os parâmetros do DCA utilizados foram com as regiões e atividades industriais sendo a primeira e segunda dimensão, respectivamente. A janela móvel para cálculo posterior do Índice de Concentração também é de 4 períodos.

$$QL = \frac{\text{Participação da Força de Trabalho na Indústria X na Economia Regional}}{\text{Participação da Força de Trabalho na Indústria X na Economia Agregada}} \quad (1)$$

De forma semelhante, o modelo de Florence (1929) é expresso como:

$$\text{Concentração Local} = \frac{A}{C} \left(\frac{B}{D} \right)^{-1} \quad (2)$$

Aqui, A refere-se a uma área geográfica e a uma indústria específicas, enquanto B , C e D representam agregados de indústrias e regiões.

3.2 Quociente Locacional Dinâmico

O trabalho seminal de Alegre Ferreira (2018) introduz o Quociente Locacional Dinâmico (QLD)² ao estender o QL para incluir o tempo como uma terceira dimensão. Assim, ele permite examinar como a disposição de um conjunto de dados evolui ao longo do tempo, proporcionando *insights* mais detalhados do que o QL estático. Ele é calculado como:

$$QLD(i, k, t) = \frac{\left[\frac{V(i, k, t)}{\text{Agg.PD}(k, t)} \right]}{\left[\frac{\text{Agg.SD}(i, t)}{\text{Agg.T}(t)} \right]} \quad (3)$$

Em que $QLD(i, k, t)$ é o Quociente Locacional Dinâmico para as observações i e k da Primeira e Segunda Dimensão, respectivamente, no tempo t ; $V(i, k, t)$ é uma observação para i , k e t ; $\text{Agg.PD}(k, t)$ é o agregado da primeira dimensão para k e t ; $\text{Agg.SD}(i, t)$ é o agregado da primeira dimensão para i e t ; e, por fim, $\text{Agg.T}(t)$ é o agregado total dos dados no tempo t .

Neste estudo, a primeira dimensão corresponde ao espaço geográfico, representado pelas unidades federativas brasileiras, incluindo os estados e o Distrito Federal. A segunda dimensão refere-se às atividades econômicas, mais especificamente às divisões industriais que compõem o setor industrial brasileiro, conforme detalhado na seção de Dados.

De forma simples, o Quociente Locacional Dinâmico compara as proporções da segunda dimensão em relação ao total da primeira dimensão, racionalizando-as pela relação entre o agregado da segunda dimensão e o agregado total. No contexto deste trabalho, isso equivale à participação da indústria (k) em cada região (i) em proporção ao quociente entre o agregado da indústria (k) e o total de todas as indústrias.

²A derivação completa do Quociente Locacional Dinâmico e suas propriedades podem ser encontradas no Apêndice.

3.3 Índice de Concentração

Em posse do QLD i , k e t , procede-se calculando o Índice de Concentração (IC)³, que permitirá avaliar como é a dinâmica intertemporal da disposição do conjunto de dados, ou seja, do Quociente Locacional Dinâmico. O IC é derivado da matriz variância e covariância do QLD, capturando a extensão em que a disposição das observações estão concentradas ou dispersas.

A matriz variância-covariância é calculada como:

$$COV_k^p = \frac{1}{SD} (QLD.Med_k^P)^T (QLD.Med_k^P) \quad (4)$$

Em que SD é o número de divisões da atividade industrial, P é a janela temporal e $QLD.Med_k^P$ é uma matriz auxiliar de médias aritméticas do Quociente Locacional Dinâmico. O IC é então calculado resolvendo os autovalores dessa matriz:

$$IC(k, p) = |EV(k, p)| = \sqrt{\sum_{w=1}^P \lambda_w^2} \quad (5)$$

3.3.1 Interpretação do Índice de Concentração

O Índice de Concentração permite avaliar se o mercado de trabalho industrial está se tornando mais concentrado ou distribuído de forma mais equilibrada entre as regiões e as próprias divisões da indústria. Idealmente, o IC precisa estar próximo de zero, o que indica uma distribuição equilibrada da composição do mercado de trabalho da indústria brasileira. Nesse cenário, as divisões da atividade industrial ou regiões contribuem de maneira balanceada para o mercado de trabalho da indústria. Por outro lado, um valor mais alto de IC sugere que algumas divisões industriais ou regiões estão se destacando, criando desequilíbrios nas participações do mercado laboral.

Como apontado no Teorema 1⁴, a relação entre o IC e o Quociente locacional Dinâmico é crucial. Quando o QLD para todas as divisões industriais em uma região está próximo de um, o IC tende a se aproximar de zero, indicando uma distribuição equilibrada da atividade econômica. Contudo, se o IC se afastar de zero, isso destaca que certas divisões ou regiões estão dominando, levando a disparidades.

Ao monitorar o IC, podemos detectar mudanças no cenário econômico. Mudanças no IC podem refletir transformações estruturais impulsionadas por fatores como mudanças políticas, choques externos ou variações na oferta e demanda. Portanto, o IC serve como uma ferramenta valiosa para avaliar a dinâmica temporal da concentração e/ou dispersão do conjunto de dados do mercado laboral industrial, auxiliando for-

³A derivação completa do Índice de Concentração e suas propriedades também podem ser encontradas no Apêndice.

⁴Visite o Apêndice.

muladores de políticas a desenvolver estratégias para promover um crescimento mais equilibrado.

3.4 Dados

A base de dados utilizada neste estudo é do IBGE, abrange o período de 1994 a 2021 e detalha a atividade industrial no Brasil. Os dados foram obtidos a partir de registros administrativos de empresas formalmente constituídas, definidas pela predominância de receitas originadas de operações industriais. A principal fonte dos dados é o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), que, por meio da Pesquisa Industrial Anual (PIA), utiliza o Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica (CNPJ), mantido pela Secretaria Especial da Receita Federal do Brasil, como referência para identificar e classificar as indústrias. A segmentação das indústrias segue os critérios estabelecidos pela Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE), o que assegura a consistência metodológica e a comparabilidade dos dados ao longo do período analisado.

A escolha dos nove setores industriais analisados neste estudo baseou-se em suas relevâncias econômicas e representatividades no contexto brasileiro, conforme identificado na literatura especializada. Setores como o de alimentos e bebidas, automotivo, têxtil, químico, e metalúrgico possuem forte presença no mercado de trabalho industrial e são frequentemente mencionados em análises similares pela robustez de dados e pela importância econômica (Fajnzylber, 2004; Kupfer e Hasenclever, 2017). Além disso, a seleção buscou contemplar uma diversidade de segmentos industriais com diferentes dinâmicas produtivas e níveis de intensidade tecnológica, de forma a permitir análises mais abrangentes e comparativas.

A inclusão de estudos e metodologias anteriores, como os de Vieira et al. (2014) e Silva e Botelho (2023), que também trabalham com segmentos industriais específicos, reforça a relevância da abordagem adotada. Dessa forma, o estudo contribui para a literatura ao fornecer evidências atualizadas e regionais sobre a dinâmica do mercado de trabalho da indústria no Brasil.

A tabela a seguir apresenta os principais setores industriais abordados no estudo:

Tabela 1. Divisões industriais do CNAE

ID	Setor
1	Indústria extrativa
2	Indústria de transformação
3	Indústria metalúrgica
4	Indústria química
5	Indústria têxtil
6	Indústria da madeira
7	Indústria de minerais
8	Indústria da borracha
9	Indústria alimentícia

Fonte: Elaboração própria.

3.4.1 Critérios das Empresas

As empresas para atender ao escopo da pesquisa devem atender aos seguintes critérios em 31 de dezembro do ano de referência do cadastro básico de seleção:

- Situação Ativa: a empresa deve estar ativa no Cadastro Central de Empresas (CEMPRE), mantido pelo IBGE. Este cadastro abrange entidades registradas no CNPJ e constantes da Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), do Ministério do Trabalho e Emprego;
- Atividade Econômica: a empresa deve ter sua classificação econômica enquadrada em alguma das divisões apresentadas na Tabela 1;
- Abrangência Geográfica: a empresa deve estar sediada em qualquer parte do território nacional;
- Critério de Tamanho: a empresa deve ter, no mínimo, cinco pessoas ocupadas.

4. Resultados

Nesta seção, são apresentados os principais resultados obtidos a partir da metodologia do *Data Concentration Analysis*. A análise enfatiza os Índices de Concentração e os resultados adjacentes da metodologia, que permitem avaliar a dinâmica intertemporal das variáveis estudadas. O resultado das variáveis que permitem uma análise "por dentro" dos números é apresentado em tabelas, enquanto o IC é apresentado em gráficos de *box-plot*, que permitem visualizar a variabilidade do IC de cada UF e divisão industrial. Para capturar os efeitos explosivos do IC, o eixo y dos gráficos está em escala logarítmica. As tabelas detalhando os valores dos ICs ao longo do período analisado estão disponíveis em um anexo *online*.

As tabelas apresentam os principais resultados sobre o número de empresas e de postos de trabalho industriais registrados no Brasil entre 1994 e 2021, estruturada em variáveis que permitem analisar tanto o comportamento absoluto quanto relativo das regiões ao longo do período. A primeira coluna identifica a região, o estado ou a grande região analisada. A segunda e terceira colunas mostram, respectivamente, o número de empresas industriais no início da série histórica, em 1994, e no final, em 2021. A coluna de variação percentual (%), por sua vez, evidencia o crescimento relativo do número de empresas nesse período, enquanto as colunas de participação inicial e final indicam a fatia relativa de cada região no total nacional de empresas industriais em 1994 e 2021. Por fim, a coluna de variação relativa, calculada como a razão entre a participação final e a inicial, mede a sensibilidade ou a mudança proporcional da representatividade de cada região no cenário nacional.

4.1 Dinâmica Regional do Mercado de Trabalho Industrial

Os resultados do DCA revelam importantes contrastes no desenvolvimento industrial do Brasil. As Tabelas 2 e 3 mostram, respectivamente, os principais resultados encontrados sob a perspectiva dos postos de trabalho e das empresas, enquanto a Figura 1 evidencia os ICs das empresas e empregos sob a ótica regional. Estados menos desenvolvidos, como Tocantins (TO), Mato Grosso (MT) e Rondônia (RO), registraram um crescimento expressivo tanto no número de empresas quanto nos empregos industriais, refletindo suas bases econômicas ainda em expansão. Tocantins, por exemplo, apresentou um crescimento de 912,5% nos postos de trabalho, impulsionado por políticas de incentivo e melhorias na infraestrutura logística (Rodríguez-Pose, 2018). No entanto, seus ICs elevados indicam que esse crescimento ainda está concentrado em setores específicos, como a agroindústria, o que aumenta a vulnerabilidade a choques econômicos (Fujita et al., 1999).

Estados mais maduros, como São Paulo (SP) e Rio de Janeiro (RJ), apresentam dinâmicas diferentes. Apesar de concentrarem a maior parte da estrutura industrial do país, com ICs baixos que refletem diversificação econômica, o crescimento observado foi mais tímido: 20,8% no número de empresas e 45% nos empregos em SP. Essa estabilização é característica de economias desenvolvidas, em que a diversificação já consolidada e a proximidade das fronteiras de mercado limitam novas expansões significativas (Porter, 1990).

Tabela 2. Principais resultados dos empregos a nível geográfico.

Região	Inicial	Final	Var. (%)	Part. Inicial (%)	Part. Final (%)	Var. Relativa
AC	1.534	9.711	533,1%	0,0%	0,1%	3,12
MT	21.607	176.028	714,7%	0,4%	1,6%	4,02
MS	19.925	149.985	652,7%	0,4%	1,4%	3,72
RO	6.940	49.769	617,1%	0,1%	0,5%	3,54
TO	2.726	27.600	912,5%	0,1%	0,3%	5,00
AM	71.131	127.345	79,0%	1,3%	1,2%	0,88
RJ	454.688	450.298	-1,0%	8,6%	4,2%	0,49
SP	2.307.925	3.346.783	45,0%	43,6%	31,2%	0,72
Grandes Regiões						
Norte	132.202	413.425	212,7%	2,5%	3,9%	1,54
Nordeste	565.347	1.375.304	143,3%	10,7%	12,8%	1,20
Centro-Oeste	120.073	734.027	511,3%	2,3%	6,8%	3,02
Sudeste	3.342.919	5.231.549	56,5%	63,2%	48,8%	0,77
Sul	1.132.616	2.968.595	162,1%	21,4%	27,7%	1,29

Fonte: Elaboração própria.

Regiões como o Centro-Oeste destacam-se por combinar crescimento expressivo com níveis intermediários de concentração. Mato Grosso (MT) teve um aumento de 714,7% nos postos de trabalho e liderou em novos negócios industriais. Porém, o estado ainda apresenta ICs elevados, em parte devido à predominância do setor agroin-

dustrial. Goiás (GO) e Mato Grosso do Sul (MS), com estruturas produtivas mais equilibradas, mostraram resultados mais diversificados e alinhados com padrões regionais de crescimento (Siqueira e Siffert Filho, 2001).

Tabela 3. Principais resultados dos empregos a nível geográfico.

Região	Inicial	Final	Var. (%)	Part. Inicial (%)	Part. Final (%)	Var. Relativa
GO	3.583	9.148	155,3%	2,2%	3,6%	1,63
PI	640	1.779	178,0%	0,4%	0,7%	1,78
RN	868	2.420	178,8%	0,5%	1,0%	1,78
SC	10.607	26.968	154,2%	6,5%	10,6%	1,63
TO	241	864	258,5%	0,1%	0,3%	2,29
PA	2.097	3.069	46,4%	1,3%	1,2%	0,94
RJ	13.096	11.051	-15,6%	8,1%	4,4%	0,54
SP	59.543	71.956	20,8%	36,7%	28,4%	0,77
Grandes Regiões						
Norte	4.526	7.749	71,2%	2,8%	3,1%	1,10
Nordeste	15.953	32.902	106,2%	9,8%	13,0%	1,32
Centro-Oeste	7.918	17.769	124,4%	4,9%	7,0%	1,44
Sudeste	95.204	119.541	25,6%	58,7%	47,1%	0,80
Sul	38.606	75.602	95,8%	23,8%	29,8%	1,25

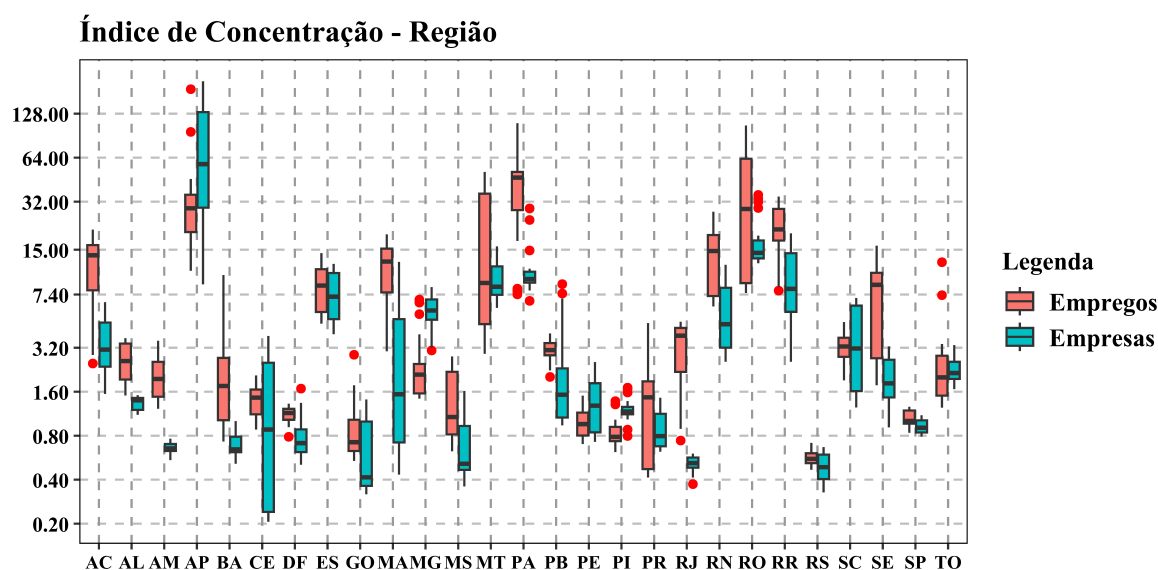
Fonte: Elaboração própria.

Os dados também destacam a heterogeneidade das regiões Norte e Nordeste. No Norte, estados como Acre (AC) apresentaram crescimento em postos de trabalho (533,1%) e empresas (532,4%), mas seus ICs elevados expõem uma dependência de divisões específicas, como o extrativismo. Já no Nordeste, embora estados como Maranhão (MA) enfrentem desafios semelhantes, a região mostrou avanços, com o número de empregos crescendo 143,3%, resultado de políticas de descentralização industrial e investimentos estratégicos (Krugman, 1991a).

Essa complementaridade entre os resultados adjacentes do DCA e do IC ajuda a entender o papel das disparidades regionais no desenvolvimento industrial brasileiro. Regiões mais maduras, como Sudeste e Sul, consolidam-se como polos de estabilidade, enquanto áreas emergentes, como Norte e Centro-Oeste, ainda enfrentam desafios de diversificação, mas têm mostrado potencial de crescimento acelerado. Esses resultados reforçam a necessidade de políticas regionais específicas, tanto para consolidar economias diversificadas quanto para estimular o desenvolvimento em regiões mais vulneráveis (Rodríguez-Pose, 2018; Diniz e Mendes, 2021). A falta de investimentos em tecnologia e inovação, como destaca Acemoglu e Robinson (2012), reforça o subdesenvolvimento e a concentração econômica.

4.2 Dinâmica Setorial do Mercado de Trabalho Industrial

Os resultados do DCA, dessa vez sob a perspectiva da segunda dimensão do QLD, as divisões industriais, trazem consigo informações importantes acerca da dinâmica a

Figura 1. Índice de Concentração Regional

Fonte: Elaboração própria.

nível industrial. As Tabelas 4 e 5 trazem os principais resultados da ótica dos empregos e das empresas, respectivamente, enquanto a Figura 2 mostra o comportamento dos Índices de Concentração e, conseqüentemente, da dinâmica das divisões industriais.

Tabela 4. Principais resultados dos empregos a nível industrial.

Indústria	Inicial	Final	Var. (%)	Part. Inicial (%)	Part. Final (%)	Var. Relativa
Alimentícia	544.531	1.691.682	210,7%	10,3%	15,8%	1,53
Borracha	147.611	394.872	167,5%	2,8%	3,7%	1,32
Madeira	78.907	181.741	130,3%	1,5%	1,7%	1,14
Minerais	67.072	88.921	32,6%	1,3%	0,8%	0,65
Transformação	3.519.747	7.358.144	109,1%	66,5%	68,6%	1,03
Extrativa	64.190	217.751	239,2%	1,2%	2,0%	1,67
Metalúrgica	369.886	218.396	-41,0%	7,0%	2,0%	0,29
Química	246.979	318.876	29,1%	4,7%	3,0%	0,64
Têxtil	254.234	252.517	-0,7%	4,8%	2,4%	0,49

Fonte: Elaboração própria.

Os ICs revelam disparidades significativas na distribuição de empregos e empresas entre os setores. Divisões industriais como alimentos, químicos e metalurgia apresentam ICs medianos, indicando uma distribuição relativamente equilibrada. Esses setores estão associados a redes produtivas robustas e investimentos em infraestrutura, o que os torna menos vulneráveis a choques econômicos (Porter, 1990; Krugman, 1991b). Esse equilíbrio é confirmado pelos dados: a indústria alimentícia, por exemplo, registrou crescimento de 210,7% nos postos de trabalho e de 37,8% no número de empresas, evidenciando tanto estabilidade quanto capacidade de expansão.

Por outro lado, indústrias como a extrativa, a de madeira e minerais não metálicos apresentam ICs elevados, com forte concentração em poucas regiões. A indústria extrativa, predominante em estados como Minas Gerais e Pará, reflete a dependência de recursos naturais e a baixa diversificação produtiva, como destacado por Rodrik (2007). Esse setor teve um crescimento de 64,1% no número de empresas e de 239,2% nos postos de trabalho, indicando sua relevância regional, mas também sua vulnerabilidade a choques externos.

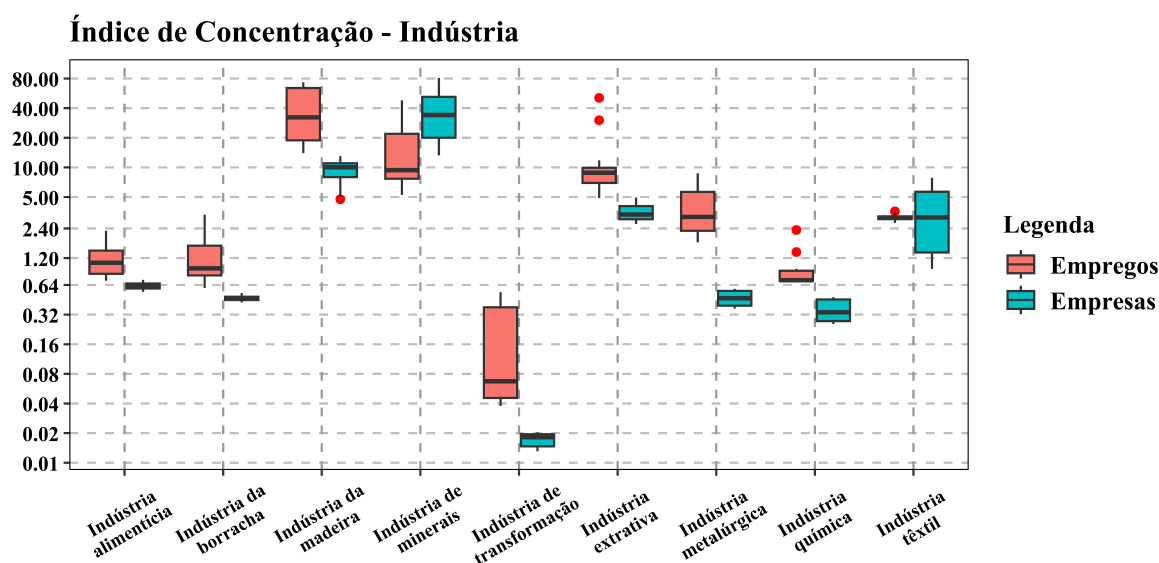
Tabela 5. Principais resultados das empresas a nível industrial.

Indústria	Inicial	Final	Var. (%)	Part. Inicial (%)	Part. Final (%)	Var. Relativa
Alimentícia	21.673	29.866	37,8%	13,4%	11,8%	0,88
Borracha	5.533	10.006	80,8%	3,4%	3,9%	1,16
Madeira	6.432	6.973	8,4%	4,0%	2,8%	0,69
Minerais	511	334	-34,6%	0,3%	0,1%	0,42
Transformação	119.639	186.171	55,6%	73,8%	73,4%	1,00
Extrativa	2.964	4.864	64,1%	1,8%	1,9%	1,05
Metalúrgica	2.187	2.811	28,5%	1,3%	1,1%	0,82
Química	1.887	7.078	275,1%	1,2%	2,8%	2,40
Têxtil	1.381	5.460	295,4%	0,9%	2,2%	2,53

Fonte: Elaboração própria.

A indústria de transformação, por exemplo, cresceu 55,6% em número de empresas e 109,1% em postos de trabalho, mostrando estabilidade típica de economias maduras. Já estados menos industrializados, como Rondônia e Tocantins, mostram avanços expressivos, com setores como o químico e o têxtil crescendo acima de 200% no número de empresas, sugerindo um processo inicial de diversificação econômica, em linha com os argumentos de Rodríguez-Pose (2018) sobre a importância de políticas regionais inclusivas.

A análise também destaca diferenças entre os crescimentos de empresas e de postos de trabalho. A indústria têxtil, por exemplo, teve um aumento de 295,4% no número de empresas, mas apresentou queda de 0,7% nos empregos, refletindo a automação e a entrada de micro e pequenas empresas. Já a indústria química, com crescimento de 275,1% no número de empresas, viu um aumento modesto de 29,1% nos postos de trabalho, indicando maior intensidade tecnológica e menor dependência de mão de obra.

Figura 2. Índice de Concentração Industrial

Fonte: Elaboração própria.

5. Considerações Finais

Este estudo teve como objetivo avaliar a dinâmica do setor industrial no Brasil, com base em nove setores para as unidades de federação do País, em uma linha de tempo que se inicia em 1994 e se estende até 2021, utilizando informações do Sidra/IBGE. O método utilizado foi o *Data Concentration Analysis* (DCA), que expande o quociente locacional (QL) de um modelo bidimensional para um modelo tridimensional, incorporando a dimensão temporal.

Considerando-se a dinâmica regional, os resultados deste estudo demonstraram diferenças nesse desenrolar, no Brasil, sob os aspectos dos postos de trabalho e das empresas. Neste sentido, percebeu-se que, em estados com menor desempenho industrial da Região Norte (Tocantins e Rondônia) e Centro-Oeste (Mato Grosso), houve relevante crescimento tanto nos empregos quanto nas empresas, seguindo, no entanto, a trajetória de concentração elevada em setores específicos, como a agroindústria. Por outro lado, nas unidades de federação como São Paulo e Rio de Janeiro, dado ao fato de serem economias mais maduras nessa seara, a concentração é mais baixa, em função de sua diversificação econômica.

No contexto da dinâmica setorial, tem-se como resultado, distribuição relativamente equilibrada nas variáveis empregos e empresas, destacando dada estabilidade em setores com produtividade robusta, como é o caso do setor de alimentos. Noutro giro, em setores industriais com forte dependência das *commodities*, há concentração. Vale ressaltar que as indústrias desse segmento, em muitos casos, sofrem as consequências dos choques externos. Para a indústria da transformação, denota-se positivo o resultado, por exemplo, nos setores químico e têxtil.

É relevante observar que o estudo não realiza uma análise detida no sentido de destacar os achados inéditos na segmentação industrial para os empregos e as empresas, com base no método utilizado. No entanto, esse fato pode ser agregado em futuras pesquisas, discutindo a (des)concentração das unidades de federação em plano macrorregional, uma vez que a investigação da dinâmica industrial e regional tem sido uma questão presente na pesquisa brasileira.

Isso, em boa medida, pode resultar em significativa contribuição para a percepção do cenário no País, bem como para a sinalização de tomadas de decisão com o fim de articular medidas que favoreçam o desempenho da economia dessas localidades. A produtividade manufatureira ainda persiste como ferramenta que aquece a economia. Adicionalmente, pode-se incluir neste processo, o uso das potencialidades regionais com medidas sustentáveis de produção, fato que tem sido possibilitado por meio de pesquisa e inovação.

Referências

- Acemoglu, D. e Robinson, J. A. (2012). *Why Nations Fail: The Origins of Power, Prosperity, and Poverty*. Crown Business, New York.
- Alegre Ferreira, R. S. (2018). *Uma análise espacial dos empregos e das empresas no Brasil*. Tese de Doutorado, Universidade Católica de Brasília – UCB, Brasília.
- Almeida, J. V. P. d., Rocha, R. d. M., e Justo, W. R. (2024). Coaglomeração e externalidades marshallianas: Evidências para a indústria de transformação brasileira. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 17(3):436–461.
- Amsden, A. (2009). *A ascensão do "resto": os desafios ao Ocidente de economias com industrialização tardia*. Editora UNESP, São Paulo.
- Bittencourt, P., Fachinello, A. L., Mazzucco, B., e Arroyo, A. (2024). A indústria catarinense entre seu passado agro e o futuro tec: a integração local, nacional e global a partir da mip 2018. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 17(1):90–112.
- Cano, W. (2014). (des)industrialização e (sub)desenvolvimento. Texto para Discussão 244, IE/Unicamp, Campinas.
- Conceição, V. N. d. (2023). Data concentration analysis aplicada à economia regional e setorial brasileira. Dissertação de Mestrado, Universidade Católica de Brasília – UCB, Brasília.
- Da Costa, R. M. (2020). A evolução da interação universidade-empresa no rio grande do sul: o caso das indústrias extrativas e de transformação no período 2008-2014. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 13(3):443–464.
- Diniz, C. C. e Mendes, P. S. (2021). Tendências regionais na indústria brasileira no século xxi. Texto para discussão 2640, IPEA, Rio de Janeiro.

- Duarte, V. N. e Reinaldo Alves, L. (2023). Índice de desenvolvimento regional do mato grosso do sul-brasil. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 16(3):441–469.
- Dunford, M. e Liu, W., editores (2015). *The geographical transformation of China*. Routledge, London.
- Fajnzylber, F. (2004). *Made in Brazil: desafios competitivos para a indústria*. Elsevier, Rio de Janeiro.
- Ferreira, S. M. P. e Botelho, L. (2014). O emprego industrial na região norte: o caso do polo industrial de manaus. *Estudos Avançados*, 28(81):141–154.
- Ferreira e Silva, A. L. (2023). Impactos regionais da reestruturação produtiva no brasil pós-crise 2008: uma análise dinâmica shift-share integrada com sur espacial. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 16(4):470–491.
- Florence, P. S. (1929). *The Statistical Method in Economics and Political Science: A Treatise on the Quantitative and Institutional Approach to Social and Industrial Problems*. Harcourt, New York.
- França, J. A. d. e Sosa, W. (2021). Knowledge economy in brazil: Analysis of sectoral concentration and production by region. *International Journal of Economics and Finance*, 13(11):1–53.
- Fujita, M., Krugman, P., e Venables, A. J. (1999). *The Spatial Economy: Cities, Regions, and International Trade*. MIT Press, Cambridge.
- Furtado, C. (1962). *A pré-revolução brasileira*. Fundo de Cultura, Rio de Janeiro.
- Furtado, C. (1976). *Formação econômica do Brasil*. Cia. Editora Nacional, São Paulo, 14 edition.
- Gonçalves, E., Saldanha, R. d. F., Almeida, E., e Silva, A. S. d. (2019). Crescimento do emprego industrial local no brasil: o grau de especialização por intensidade tecnológica importa? *Nova Economia*, 29(1):41–74.
- Hirschman, A. O. (1968). The political economy of import-substituting industrialization in latin america. *The Quarterly Journal of Economics*, 82:2–32.
- Krugman, P. (1991a). *Geography and Trade*. MIT Press, Cambridge.
- Krugman, P. (1991b). Increasing returns and economic geography. *Journal of Political Economy*, 99(3):483–499.
- Kupfer, D. e Hasenclever, L. (2017). *Economia industrial: fundamentos teóricos e práticas no Brasil*. Elsevier, Rio de Janeiro.
- Nassif, A. (2008). Há evidência de desindustrialização no brasil? *Revista de Economia Política*.

- Pinheiro, N. P. e Souza, L. E. S. d. (2018). A construção da tese centro-periferia no pensamento cepalino. In: *7ª Conferência Internacional de História Econômica e IX Encontro de Pós-graduação em História Econômica*. Encontro ABPHE.
- Porter, M. E. (1990). *The Competitive Advantage of Nations*. The Free Press, New York.
- Prestes, A. F., Bezerra, F. M., e Castro, T. E. d. (2020). Análise espacial das aglomerações da indústria de transformação nos segmentos moderno e tradicional no estado do paran . *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 13(3):422–442.
- Rodrik, D. (2007). *One Economics, Many Recipes: Globalization, Institutions, and Economic Growth*. Princeton University Press, Princeton.
- Rodr guez-Pose, A. (2018). The revenge of the places that don't matter. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*.
- Silva, A. C. d. e Botelho, M. d. R. A. (2023). Din mica do crescimento da produtividade do trabalho na ind stria de transforma  o brasileira segundo o porte das empresas – 1997 a 2018. *Economia e Sociedade*, 32(3 (79)):613–632.
- Silva, A. L. F. e. e Diniz, M. B. (2022). Desempenho produtivo e padr es de localiza  o industrial no norte do brasil. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 15(2):247–274.
- Silva, S. (1986). *Expans o cafeeira e origens da ind stria no Brasil*. Alpha e  mega, S o Paulo, 7 edition.
- Siqueira, T. V. d. e Siffert Filho, N. F. (2001). Desenvolvimento regional no brasil: tend ncias e novas perspectivas. *Revista do BNDES*, 8(16):[79]–117.
- Souza, C. C. A., Barbosa, L., Santos, M., e Toledo, V. (2024). Componentes da mudan a estrutural na economia de minas gerais entre 2008, 2013 e 2016: uma an lise insumo-produto. *Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos*, 17(4):581–605.
- Townroe, P. M. e Keen, D. (1984). Polarization reversal in the state of s o paulo. *Regional Studies*, 18(1):45–54.
- Vieira, F. V., Avellar, A. P., e Ver ssimo, M. P. (2014). Ind stria e crescimento econ mico: evid ncias para pa ses desenvolvidos e em desenvolvimento. *Revista de Economia Pol tica*, 34(3 (136)):485–502.

A. Apêndice

A.1 Lema 1

Seja V um banco de dados tridimensional. As seguintes definições são equivalentes:

- $V(i, k, t) = 0$
- $PLR(i, k, t) = 0$
- $PLS(i, k, t) = 0$
- $QL(i, k, t) = 0$

A **prova** decorre diretamente da definição das matrizes.

A.2 Corolário 1

$$QLD.PD = QLD.SD$$

Prova: diretamente do Lema 1 e do fato de que:

$$QLD.PD(i, k, t) = \frac{\left(\frac{V(i, k, t)}{Agg.PD(j, t)} \right)}{\left(\frac{Agg.SD(l, t)}{Agg.T(t)} \right)} = \frac{V(i, k, t) \cdot Agg.T(t)}{Agg.PD(j, t) \cdot Agg.SD(l, t)} = \frac{\left(\frac{V(i, k, t)}{Agg.SD(l, t)} \right)}{\left(\frac{Agg.PD(j, t)}{Agg.T(t)} \right)}$$

quando $V(i, k, t) \neq 0$.

A.3 Definição 1

Para cada $i \in \{1, \dots, N1\}$ e cada $p \in \{1, \dots, N3 - P + 1\}$, definimos e denotamos a submatriz do Quociente Locacional com respeito à primeira dimensão como:

$$SMR_k^p(i, t) = QL(i, k, t) \quad \forall i \in \{1, \dots, N1\}, \forall t \in \{p, p + 1, \dots, p + P - 1\}$$

De forma análoga, para cada $j \in \{1, \dots, N2\}$ e cada $p \in \{1, \dots, N3 - P + 1\}$, definimos a submatriz com respeito à segunda dimensão como:

$$SMS_i^p(j, t) = QL(j, i, t) \quad \forall j \in \{1, \dots, N2\}, \forall t \in \{p, p + 1, \dots, p + P - 1\}$$

Assim, a matriz SMR_k^p possui $N1$ linhas e P colunas, enquanto SMS_i^p tem $N2$ linhas e P colunas, ambas contendo quocientes locacionais.

A.4 Proposição 1

Para cada matriz SMR_k^p , com $k \in \{1, \dots, N2\}$ e $p \in \{1, \dots, N3 - P + 1\}$, se $I(i, k) \neq \emptyset$ para cada t no arranjo p , as seguintes definições são equivalentes:

1. Existe um par (t, i_1) tal que $QL(i_1, k, t) > 1$;
2. Existe um par (t, i_2) tal que $QL(i_2, k, t) < 1$;
3. Existe $i_3 \in \{1, \dots, N1\}$ tal que as linhas i_2 e i_3 da matriz SMR_k^p não são iguais;
4. A matriz de covariância de SMR_k^p possui pelo menos um componente não nulo;
5. A matriz de covariância de SMR_k^p possui pelo menos um autovalor estritamente positivo.

Prova:

1. Implica 2. Suponha, por contradição, que $QL(i, k, t) \geq 1$ para todo i . Isso leva à desigualdade:

$$\left(\frac{\sum_{i=1}^{N1} V_{(i,k,t)}}{Agg.PD_{(j,t)}} \right) > \left(\frac{\sum_{i=1}^{N1} Agg.SD_{(l,t)}}{Agg.T_{(t)}} \right)$$

O que é uma contradição.

2. Implica 3. Suponha que todas as linhas de SMR_k^p sejam iguais, o que contradiz o fato de que $I(k, t) \neq \emptyset$.
3. Implica 4. Suponha que todos os elementos da matriz de covariância sejam nulos. Isso implica que todas as linhas de SMR_k^p são iguais, o que contradiz a hipótese.
4. Implica 5. Se todos os autovalores fossem nulos, a matriz SMR_k^p seria degenerada, contradizendo a hipótese.