

Modelagem do sistema de inovação brasileiro como um sistema de informação: uma análise quantitativa dos determinantes de inovação

Modeling the brazilian innovation system as an information system: a quantitative analysis of innovation determinants

José de França Bueno* e Antonio Carlos Aido de Almeida†

RESUMO

Este trabalho propõe-se a mostrar que o Índice das Cidades Empreendedoras (ICE), elaborado anualmente pela Escola Nacional de Administração Pública (ENAP, Ministério do Planejamento, Brasil) desde 2014, um dos principais índices que medem as condições do sistema de empreendedorismo e inovação do Brasil, pode ser bem modelado por uma regressão linear de seus determinantes (componentes). Testes de multicolinearidade, normalidade de resíduos e homocedasticidade foram realizados e mostraram boa aderência dos dados ao modelo. Os resultados obtidos demonstram que os determinantes do ICE funcionam como componentes de um sistema de informação, com *inputs*, *outputs*, processamento de dados por uma lei matemática bem definida e reaproveitamento das informações processadas para novos *inputs* pelo próprio sistema. Em termos práticos, a modelagem do processamento por uma regressão linear permite, primeiramente, explicar o índice em termos de um conjunto de determinantes mensuráveis que se apresenta no momento. E, em segundo lugar, permite prever como o índice se comportará para o mesmo conjunto de determinantes em condições diferentes de pontuação, algo fundamental para a formulação de políticas públicas de inovação e tomadas de decisão em investimentos e análise de risco.

PALAVRAS-CHAVE: sistema de inovação; sistema de informação; regressão linear.

ABSTRACT

This study aims to demonstrate that the Entrepreneurial Cities Index (ICE), annually developed by the National School of Public Administration (NSPA, Ministry of Planning, Brazil) since 2014, one of the main indices measuring the conditions of Brazil's entrepreneurship and innovation system, can be well modeled by a linear regression of its determinants (components). Multicollinearity, residual normality, and homoscedasticity tests were conducted and showed good adherence of the data to the model. The results obtained demonstrate that the ICE determinants function as components of an information system, with inputs, outputs, data processing through a well-defined mathematical law, and reutilization of the processed information for new inputs within the system itself. Practically speaking, modeling the processing through linear regression allows, first, the index to be explained in terms of a set of measurable determinants present at the time. Second, it enables the prediction of how the index will behave for the same set of determinants under different scoring conditions, which is fundamental for formulating public innovation policies, making investment decisions, and conducting risk analysis.

KEYWORDS: innovation system; information system; linear regression.

1 INTRODUÇÃO

Apesar de processos de inovação terem sido definidos como “sistemas” desde o início dos primeiros estudos sobre a economia da inovação (Freeman, 1994; Lundvall, 2010; Nelson, 1993; Cooke, 2014; Malerba, 2002), não encontramos na literatura especializada estudos que tentassem demonstrar, do ponto de vista matemático, que um processo de inovação pode ser de fato modelado como um sistema, mais especificamente como um **sistema de informação**. Há alguns estudos que modelam um processo de inovação como uma **rede de determinantes de inovação** (Isvoranum *et al.*, 2022). Por exemplo, o último Índice de Cidades Empreendedoras (ICE) (Brasil, 2023) é produzido pela Escola Nacional de Administração Pública (ENAP)/Endeavor e dá uma pontuação geral

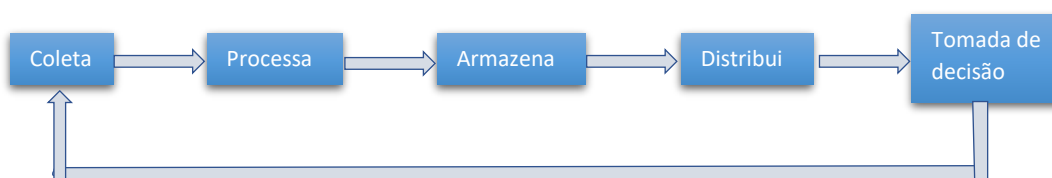
*  Universidade Paulista, Campi Santos, São Paulo, Brasil. ✉ jose.bueno@docente.unip.br

†  Universidade Paulista, Campi Santos, São Paulo, Brasil. ✉ antonio.almeida@docente.unip.br

para as 101 cidades de maior população do Brasil em função de 7 determinantes em rede: Ambiente Regulatório, Infraestrutura, Mercado, Acesso a Capital, Inovação, Capital Humano e Cultura Empreendedora. Estes 7 determinantes podem ser modelados em uma “rede de correlações” (Isvoranum *et al*, 2022), tendo o determinante Inovação como *hub* central desta rede. Entretanto, isso não prova, por si só, que há um sistema de informação por trás.

Como detalharemos neste artigo, um sistema de informação é um conjunto de componentes que coleta, processa, armazena e distribui dados para a tomada de decisões em busca de atingir objetivos comuns e específicos do próprio sistema. Os dados processados (informações) são usados para retroalimentar o próprio sistema com o objetivo de torná-lo cada vez mais eficiente e sustentável ao longo do tempo.

Figura 1 - Sistema de informação: coleta, processa, armazena e distribui dados, com retroalimentação (sistema que aprende).



Fonte: autoria própria (2025).

Dos artigos publicados fazendo referência aos ICEs encontramos apenas um que desenvolve modelo matemático com o intuito de explicar as relações entre uma variável resposta e variáveis explicativas. Tal fato aponta para uma **lacuna de pesquisa**.

Nenhum dos artigos citados a seguir propõe modelos matemáticos explicativos/preditivos nas suas análises do ICE. Melo *et al* (2017) efetuam uma análise comparativa entre capitais do nordeste brasileiro utilizando o ICE 2016, apenas utilizando estatística descritiva. Rocha *et al* (2024) analisam os ICEs dos anos 2020, 2022 e 2023. Nakano *et al* (2022) utilizam o coeficiente de correlação de Pearson para avaliar a correlação entre municípios inovadores/empreendedores com relação ao Índice de Desenvolvimento Humanos (IDH) e ao desenvolvimento econômico do município. De forma similar, Sena *et al* (2017), Janssen (2020) e Silva (2019) fazem uso de várias edições do ICE, sem a proposição de modelos matemáticos explicativos/preditivos.

O único artigo encontrado que desenvolve um modelo matemático a partir dos ICEs foi um artigo produzido no Instituto Federal de São Paulo, em Caraguatatuba (Souza, 2024). O autor efetua uma análise em painel com os dados do ICE de 2019, 2020, 2022 e 2024. O trabalho busca identificar quais recursos disponíveis nas cidades brasileiras podem estimular empreendimentos inovadores, analisando 32 cidades nos relatórios dos últimos quatro anos. Assim, a amostra é menor do que a utilizada neste artigo, embora considere um intervalo de tempo maior do que o adotado no presente artigo. Este trabalho não efetua a comparação das cidades com resíduos padronizados em relação ao modelo proposto.

Portanto, identificamos como lacuna de pesquisa a produção de modelos matemáticos com caráter explicativo/preditivo identificando cidades que ficaram acima ou abaixo do previsto pelos modelos. Com isso, temos a oportunidade de identificar boas práticas ou necessidades de intervenção, bem como tendências ainda ocultas no país, a

partir do uso de tais modelos, possibilitando a tradução de modelos teóricos não quantitativos em estruturas práticas e quantitativas, úteis para gestores e empreendedores. Outro aspecto que a literatura especializada comumente ignora é a questão da eficiência entre *inputs* e *outputs* para a inovação e o empreendedorismo. Ao estudarmos os municípios com maiores resíduos padronizados na regressão linear, temos um instrumento de avaliação da eficiência entre *inputs* e *outputs*.

Como **problemas de pesquisa** colocamos a pergunta: como desenvolver modelos matemáticos explicativos e preditivos a partir dos dados dos ICEs 2020, 2022 e 2023 que permitam identificar as cidades com desempenho marcadamente superior e inferior ao previsto pelo modelo?

Como **objetivos** colocamos: (i) desenvolver modelos de regressão explicativos e preditivos a partir dos dados dos ICEs 2020, 2022 e 2023; (ii) avaliar a aderência destes modelos aos dados; (iii) identificar as cidades que, em cada ano, apresentaram desempenho significativamente acima ou abaixo dos valores previstos pelo modelo.

Utilizaremos a **metodologia** da regressão linear múltipla para desenvolver modelos matemáticos que tomem como variável resposta o valor do ICE para cada ano e como variáveis explicativas os determinantes utilizados pelo ICE a cada ano.

Como **hipóteses** temos que: (i) modelos matemáticos podem ser utilizados para explicar e prever o fenômeno do empreendedorismo nos 101 municípios considerados nos ICEs; (ii) a curva de resíduos padronizados, em função dos desvios padrões apresenta a relação das cidades que apresentam tanto o uso mais eficiente dos recursos à sua disposição para a inovação e o empreendedorismo, quanto o uso menos eficiente; (iii) quanto mais acentuado o formato destas curvas, tendendo a um “S” alongado, sugerindo o aspecto de uma “lei de Pareto na inovação” (poucas cidades extremamente especializadas em determinados nichos de inovação, com forte retroalimentação e elevada velocidade de aprendizagem); (iv) os determinantes do ICE são tratados como variáveis independentes umas das outras, mesmo que se observe uma correlação significativa entre alguns pares deles (correlação não implica em causalidade).

A principal **limitação** deste estudo é que usamos dados de apenas três edições do ICE, o que limita a análise da evolução temporal do sistema. Mas a escolha por esta limitação deve-se ao fato da metodologia de cálculo do índice ser a mesma e dos dados serem do mesmo número de cidades nas três edições consideradas, o que permite comparações.

Este artigo usa dados do ICE dos anos 2020, 2022 e 2023 para demonstrar que os determinantes do empreendedorismo são componentes de um sistema de informação, no sentido que recebem *inputs* do ambiente externo, processam internamente esses *inputs* entre si e produzem *outputs* para o meio externo. Demonstra-se que esse processamento interno pode ser bem modelado por regressões lineares e que os *outputs* produzidos a cada ano são usados em anos seguintes para tornar o processamento cada vez mais aderente a essa lei matemática. A aderência do processamento de dados e informações a uma lei matemática e o aproveitamento das informações processadas para novos processamentos caracteriza formalmente um sistema de informação. Isto permitirá estimar com mais precisão como o sistema de inovação brasileiro se comportará no futuro a partir de um conjunto de determinantes com suas respectivas pontuações.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Uma rede é uma malha que interliga componentes de um sistema, explicitando conexões e interações entre os nós da rede. Estes nós podem ou não compartilhar informações com o objetivo de melhorar a eficiência da rede. Um sistema é um conjunto organizado de componentes interdependentes que interagem formando um todo unitário e complexo, com o objetivo de atingir objetivos comuns e específicos. O foco do sistema são as funcionalidades e operações internas (Bertalanffy, 2015).

Um sistema trabalha recebendo dados e produzindo saídas, baseados em mecanismos de processamento e transformação destes dados de entrada, retroalimentados para garantir o controle do sistema. Os sistemas podem ser divididos em quatro partes:

- a) Entradas: coleta, captação, monitoração e aquisição de dados ou insumos que serão inseridos no sistema para processamento ou transformação;
- b) Processo ou Transformação: procedimentos e processos que se interagem usando os insumos de entrada, transformando-os em produtos acabados;
- c) Saída: resultado do processamento ou transformação dos insumos de entrada;
- d) Realimentação: monitoração do processo de transformação, analisando os resultados desta transformação e garantindo que o produto de saída esteja como o planejado.

No caso do sistema de inovação brasileiro, os *inputs* são investimentos financeiro, capital humano e infraestrutura. Os *outputs* são patentes, novos conhecimentos, produtos, bens e serviços que retroalimentam o próprio sistema e os processamentos são interações entre os determinantes (modelados por regressão linear). Este sistema de informação segue o clássico modelo de inovação conhecido como *Triple Helix* (Etzkowitz, 2017): *universidade-indústria-governo*. O reaproveitamento de informações processadas pelo sistema para novos inputs também está de acordo com o conceito de *Dynamic Capabilities* (capacidade de adaptação a inovações) proposto para organizações (Teece, Pisano e Shuen, 1997).

A proposta deste artigo é mostrar que o processamento dos dados de entrada (item b) pode ser bem modelada por uma lei matemática bem definida, no caso, por uma regressão linear múltipla.

Entendemos que a modelagem matemática proposta neste artigo (análise de resíduos padronizados), buscando as cidades mais eficientes (aquelas com os resíduos padronizados mais positivos ou *overperformers*) e as menos eficientes (aquelas com os resíduos padronizados mais negativos ou *underperformers*) permite contribuição teórica relevante ao ser conectada com três abordagens teóricas da literatura especializada em inovação: (i) sistemas de informação como base para ecossistemas de inovação, (ii) *Triple Helix* (Etzkowitz e Leydesdorff, 2000) e a integração universidades-indústria-governo e (iii) a abordagem de *Dynamic Capabilities* (Teece, 2007), relativa a adaptação e evolução.

Sobre a integração de sistemas de informação como base para ecossistemas de inovação, consideramos neste artigo os determinantes do ICE como diferentes dimensões que compõem um sistema de informação, no qual as entradas são os dados externos, o processamento ocorre pelas interações entre os determinantes e as saídas são constituídas pelas notas finais de inovação para cada ano do ICE. A modelagem matemática com equações de regressão para cada ano permite avaliar sistemas de retroalimentação usuais em sistemas de informação. Já sobre a conexão do presente modelo matemático com a

abordagem da hélice tripla, temos que a modelagem por regressão múltipla permite que sejam efetuados testes estatísticos para validar como os eixos universidade-indústria-governo interagem para resultar no índice de inovação. Por fim, a abordagem da capacidade de adaptação a inovações propõe que tanto organizações quanto ecossistemas inovadores necessitam de três capacidades: *sensing* (capacidade de identificação de oportunidades), *seizing* (capacidade de efetuar a implementação de soluções) e *transforming* (capacidade de adaptação a mudanças). A conexão do modelo matemático e da análise de resíduos com esta abordagem teórica ocorre por podermos interpretar os resíduos padronizados do modelo como métricas que indicam as cidades que melhor apresentam capacidades dinâmicas de identificação de oportunidades, de implementação de soluções e de adaptação a mudanças. Já as cidades com piores resíduos padronizados, estariam na extremidade oposta, como exemplos de cidades com baixa performance e baixa flexibilidade na adaptação a mudanças.

3 METODOLOGIA

O ICE é calculado pela Escola Nacional de Administração Pública (ENAP), com o apoio da Endeavor, uma instituição privada, com a primeira edição publicada em 2014 e a sétima em 2023. Os índices de 2023 e 2022 têm como amostras as 101 cidades mais populosas do Brasil, facilitando a comparabilidade entre os resultados dos dois últimos anos. Desde a sua primeira edição, o ICE se sustenta nas mesmas bases conceituais e analíticas.

O ICE define 7 determinantes de performance empreendedora nas cidades brasileiras e é a partir deles que se analisam quais cidades apresentam as melhores condições para que o empreendedorismo emergja. Estes determinantes são ainda desdobrados em 13 subdeterminantes

Os detalhes acerca de cada um dos 50 indicadores destes determinantes e subdeterminantes podem ser consultados no apêndice do documento (Brasil, 2023). Vamos aqui detalhar apenas os nomes dos indicadores para cada determinante e subdeterminante. Veja a Tabela 1.

Tabela 1 - Nomes do Indicadores para cada Determinante e Subdeterminante.

Determinante	Subdeterminante	Indicadores
1.Índice de Ambiente Regulatório	1.Índice de Tempo de Processos	1. Tempo de Viabilidade de Localização
		2. Tempo de Registro, Cadastro e Viabilidade de Nome
		3. Taxa de Congestionamento em Tribunais
	2.Índice de Tributação	4. Alíquota Interna do ICMS
		5. Alíquota Interna do IPTU
		6. Alíquota Interna do ISS
		7. Qualidade da Gestão Fiscal
	3.Índice de Complexidade Burocrática	8. Simplicidade Tributária
		9. CNDs Municipais

		10. Atualização de Zoneamento
2. Índice de Infraestrutura	4. Índice de Transporte Interurbano	11. Conectividade Via Rodovias
		12. Número de Decolagens por Ano
		13. Distância ao Porto mais Próximo
	5. Índice de Condições Urbanas	14. Acesso à Internet Rápida
		15. Preço Médio do m^2
		16. Custo da Energia Elétrica
		17. Taxa de Homicídios
3. Índice de Mercado	6. Índice de Desenvolvimento Econômico	18. Índice de Desenvolvimento Humano
		19. Crescimento Real Médio do PIB
		20. Número de Empresas Exportadoras com Sede na Cidade
	7. Índice de Clientes Potenciais	21. PIB per capita
		22. Proporção entre Grandes/Médias e Médias/Pequenas Empresas
		23. Compras Públicas
4. Índice de Acesso ao Capital	-	24. Operações de Crédito por Município
		25. Proporção Relativa de Capital de Risco
		26. Capital Poucado per capita
5. Índice de Inovação	8. Índice de <i>Inputs</i>	27. Proporção de Mestres e Doutores em C&T
		28. Proporção de Funcionários em C&T
		29. Média de Investimentos do BNDES e FINEP
		30. Infraestrutura Tecnológica
		31. Contratos de Concessão
	9. Índice de <i>Outputs</i>	32. Patentes
		33. Tamanho da Indústria Inovadora
		34. Tamanho da Economia Criativa
		35. Tamanho das Empresas TIC
6. Índice de Capital Humano	10. Índice de Acesso a Qualidade da Mão-de-Obra Básica	36. Nota do Ideb

		37. Proporção de Adultos com pelo menos o Ensino Médio Completo
		38. Taxa Líquida de Matrícula no Ensino Médio
		39. Nota Média no ENEM
		40. Proporção de Matriculados no Ensino Técnico e Profissionalizante
	11. Índice de Acesso a Qualidade da Mão-de-Obra Básica	41. Proporção de Adultos com pelo menos o Ensino Superior Completo
		42. Proporção de Alunos Concluintes em Cursos de Alta Qualidade
		43. Custo Médio de Salários de Dirigentes
7. Índice de Cultura Empreendedora	12. Índice de Iniciativa	44. Pesquisas por Empreendedora
		45. Pesquisas por Empreendedorismo
		46. Pesquisas por MEI
	13. Índice de Instituições	47. Pesquisas por Sebrae
		48. Pesquisas por Franquia
		49. Pesquisas por SIMPLES Nacional
		50. Pesquisas por Senac

Fonte: (Brasil, 2023).

Os indicadores são as unidades fundamentais do ICE. É por meio deles que cada um dos fenômenos relevantes para se compreender os determinantes da performance empreendedora são levantados empiricamente.

Mesmo sendo cada um desses indicadores diferentes entre si, eles podem apresentar algum grau de sobreposição, em termos estatísticos representada pelo grau de correlação entre as variáveis. Mesmo com alta correlação entre alguns pares de determinantes, isso não implica necessariamente em causalidade, de modo que trataremos os determinantes como variáveis independentes da regressão linear.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A partir dos dados do ICE para os anos de 2020, 2022 e 2023 realizamos regressões lineares múltiplas tomando como variável resposta a nota final de cada ano e como variáveis explicativas os determinantes: Ambiente regulatório, Infraestrutura, Mercado, Acesso a Capital, Inovação, Capital Humano e Cultura Empreendedora. O valor do R -quadrado ajustado para cada um dos anos foi 0,999 em função do próprio processo de construção do ICE para as notas finais de cada ano, já que o ICE é uma agregação direta dos 7 determinantes. De tal forma que o modelo não revela relações de causalidade, mas sim confirma a coerência interna do índice. Aqui cabe um alerta sobre este valor tão elevado de R^2 ajustado, indicando quase 100% da variância explicada pelo modelo. Esta situação é tecnicamente válida em regressão linear e estatisticamente legítima. Os p -valores foram

todos praticamente iguais a zero, indicando que todas as variáveis foram estatisticamente significativas. O fato de termos um R^2 elevado com resíduos padronizados extremos (alguns acima de dois desvios padrões de distância da média), mostra que, para algumas cidades, o modelo falha em prever o ICE com precisão absoluta. Isto reforça a hipótese de que temos uma heterogeneidade estrutural (aspectos não modelados pelo ICE), pois sugere que algumas cidades apresentam desempenho sistematicamente acima ou abaixo do esperado pelos determinantes do ICE.

Realizamos, para todos os três modelos de regressão obtidos, os testes de multicolinearidade (todos os valores de VIF ficaram entre 1,10 e 2,32), teste de normalidade de Shapiro-Wilk (resíduos apresentam distribuição normal) e teste de Breusch-Pagan (distribuição homocedástica). Assim, tais modelos de regressão linear são tecnicamente robustos, o que proporciona credibilidade estatística a nossas conclusões. A exceção para homocedasticidade foi o ano de 2022, em razão do elevado resíduo negativo do Rio de Janeiro. Todos os cálculos foram realizados utilizando o software estatístico gratuito *R*, com a IDE RStudio, versão 2024.12.0. A versão do software *R* é a 4.4.1. Os *packages* utilizados foram o *car* e o *lmtest*.

Na Figura 2 vemos o gráfico com os resíduos padronizados para o ano de 2020. Na Tabela 2 vemos a lista dos municípios e respectivos resíduos padronizados. Teresina, Caxias do Sul, Taboão da Serra, Ribeirão Preto e São José dos Campos (todas com resíduos acima de dois desvios padrões da média) são cidades que se destacam no ranking por fazerem melhor uso dos seus recursos, muito acima da média das 100 cidades listadas. Tal informação é relevante, do ponto de vista prático, seja para gestores públicos ou privados investigarem as explicações para estas cidades apresentarem tal desempenho, seja para que empreendedores decidam as cidades nas quais realizarão seus investimentos. Tal informação também é relevante do ponto de vista teórico para o desenvolvimento de modelos matemáticos que permitam o entendimento da questão da eficiência das cidades na questão da inovação e empreendedorismo. Sugere-se, a partir dos resíduos padronizados muito acima da média, que tais cidades possuem ecossistemas de inovação e empreendedorismo altamente desenvolvidos.

As cidades com resíduos padronizados mais negativos foram Boa Vista e Manaus. Isto pode ter acontecido por alguma questão conjuntural neste ano em particular, por questões estruturais destas cidades, ou ainda, por uma combinação destes fatores. Uma questão para investigações futuras é: **será que as políticas públicas adotadas nestas cidades estariam falhando por uma questão de concepção ou de operacionalização?**

Esta análise da curva de resíduos padronizados enriquece as possibilidades de leitura do ICE. Como temos um modelo de regressão múltipla, o gestor, empreendedor ou pesquisador, possui em mãos uma ferramenta matemática explicativa e preditiva, podendo avaliar cenários de futuro, frente a variações nas variáveis explicativas.

Notemos que a discussão sobre os resíduos padronizados se conecta de forma direta com a abordagem de *Dynamic Capabilities* ao expressar, de forma quantitativa, as cidades que estão melhor identificando oportunidades, implementando soluções e adaptando-se às mudanças. A capacidade dinâmica de *seizing* (aproveitamento de oportunidades) relaciona-se com os resíduos positivos no sentido de que cidades com alto desempenho conseguem transformar oportunidades em ação, mobilizando recursos críticos. Já os resíduos negativos apontam aquelas cidades que não conseguiram aproveitar oportunidades, transformando-as em recursos. A capacidade de *sensing* (identificação de oportunidades) relaciona-se com as cidades *overperformers* no sentido em que elas ultrapassaram os valores esperados pelo modelo, sugerindo que tais cidades

Figura 2 - Resíduos padronizados: Nota Final 2020 x Desvios Padrões.

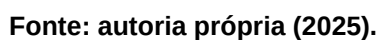


Tabela 2 - Resíduos Padronizados Nota Final 2020 e Desvios Padrões.

Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados
Boa Vista	-2,24	Caruaru	-0,65	Porto Alegre	-0,23	Caucaia	0,64
Manaus	-2,12	Natal	-0,57	São Vicente	-0,18	Camapari	0,64
Londrina	-1,67	Mauá	-0,56	Gravataí	-0,06	Santo André	0,64
Maringá	-1,64	Campinas	-0,53	Vitória da Conquista	0,02	Paulista	0,67
Suzano	-1,53	Jundiaí	-0,50	Belford Roxo	0,11	Aracaju	0,71
São José dos Pinhais	-1,38	Cascavel	-0,49	Porto Velho	0,14	Mogi das Cruzes	0,86
Carapicuíba	-1,38	Serra	-0,48	Contagem	0,14	Uberlândia	0,87
Goiânia	-1,34	Taubaté	-0,48	João Pessoa	0,14	São Gonçalo	0,90
Várzea Grande	-1,33	Anápolis	-0,46	Ribeirão das Neves	0,18	Florianópolis	0,97
Uberaba	-1,23	Campina Grande	-0,45	Vitória	0,19	Ananindeua	0,97
São Bernardo do Campo	-1,02	Canoas	-0,41	Duque de Caxias	0,19	Sumaré	0,99
Rio de Janeiro	-0,98	Cariacica	-0,41	Fortaleza	0,22	Vila Velha	1,01
Montes Claros	-0,96	Ponta Grossa	-0,40	Itaquaquecetuba	0,26	Praia Grande	1,02
Macapá	-0,95	Sorocaba	-0,38	Juiz de Fora	0,27	Feira de Santana	1,05
Guarulhos	-0,95	Rio Branco	-0,36	São Luís	0,29	Guarujá	1,07
São José do Rio Preto	-0,93	Diadema	-0,34	São João de Meriti	0,30	Jaboatão dos Guararapes	1,26
Petrópolis	-0,93	Piracicaba	-0,33	Santarém	0,30	Nova Iguaçu	1,29
Pelotas	-0,92	Franca	-0,33	Cuiabá	0,43	Blumenau	1,31
Salvador	-0,91	Recife	-0,32	Olinda	0,46	Mossoró	1,55
Palmas	-0,87	Betim	-0,31	São Paulo	0,47	Joinville	1,74
Santa Maria	-0,83	Niterói	-0,30	Campos dos Goytacazes	0,53	São José dos Campos	2,13
Brasília	-0,80	Campo Grande	-0,29	Santos	0,54	Ribeirão Preto	2,30
Petrolina	-0,78	Bauru	-0,27	Aparecida de Goiânia	0,57	Taboão da Serra	2,43
Belém	-0,73	Belo Horizonte	-0,24	Limeira	0,63	Caxias do Sul	2,65
Maceió	-0,65	Osasco	-0,23	Curitiba	0,63	Teresina	2,96

Fonte: autoria própria (2025).

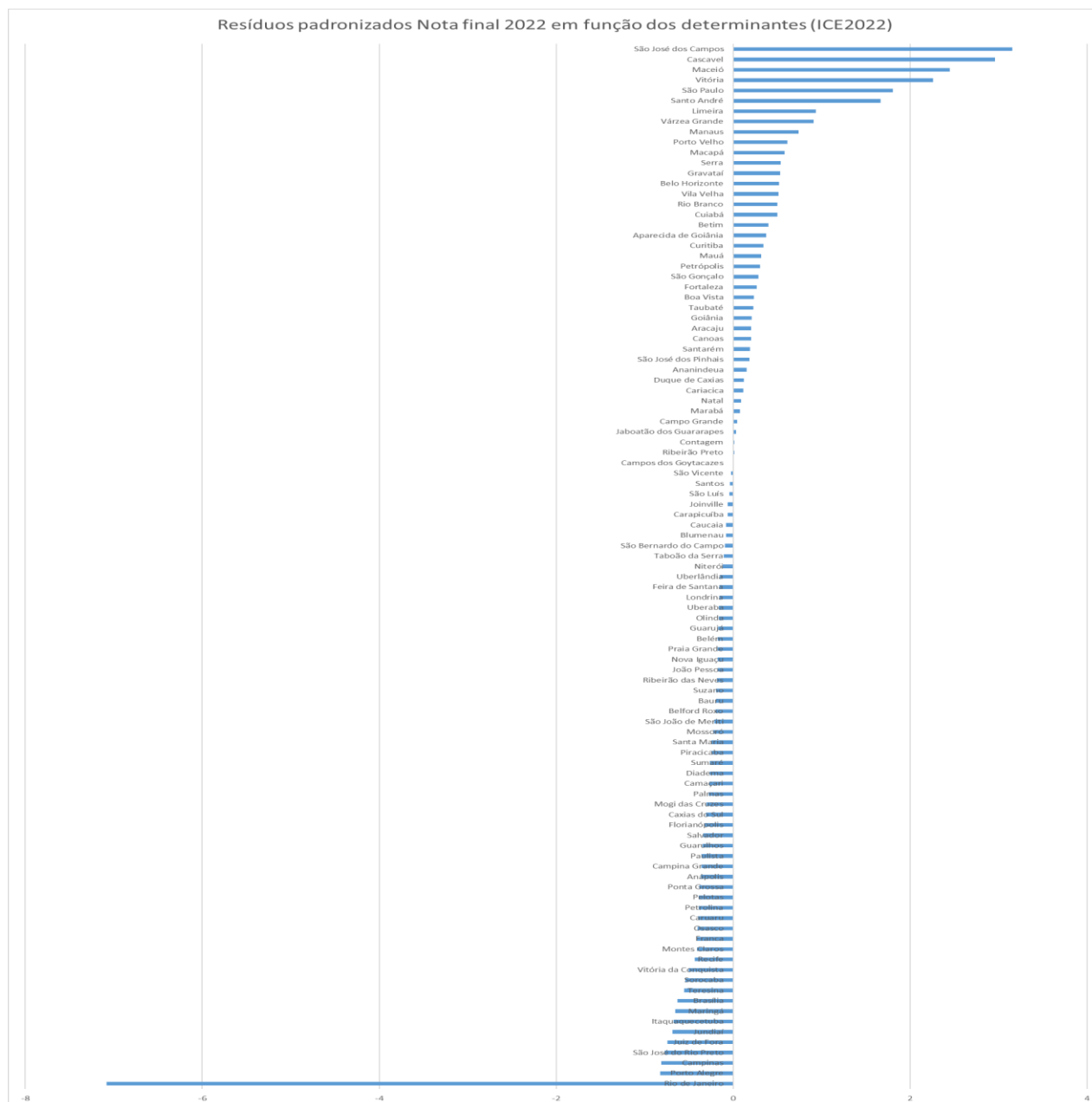
Também é possível estabelecer a Teoria de Sistemas de Informação como base para ecossistemas de inovação, já que as cidades constituem sistemas que processam dados de forma a resultar em tomadas de decisão estratégicas. Como este trabalho possui um caráter longitudinal, há o importante aspecto da retroalimentação ao longo do tempo, que são usuais em sistemas de informação amadurecidos (a cidade aprende com seu desempenho em um ano e desenvolve novas ações para o ano posterior).

Na Figura 3 temos os resíduos padronizados para o ano de 2022. O destaque nesta curva é a cidade do Rio de Janeiro, com um valor de resíduo extremamente negativo (-7,08), sendo a única cidade com resíduo padronizado mais de dois desvios padrões abaixo da média. Cidades com resíduo padronizado acima de dois desvios padrões acima da média: São José dos Campos, Cascavel, Maceió e Vitória. Na Tabela 3 observamos os valores dos resíduos padronizados para as 101 cidades listadas no ICE de 2022.

Aqui temos outra possível contribuição deste artigo: será que tais cidades tiveram este desempenho tão acima da média porque o modelo proposto não estaria captando fenômenos locais ao não incluir determinadas variáveis? Um estudo mais aprofundado em cada um destes municípios pode ajudar a identificar quais elementos poderiam ter sido modelados para representar suas capacidades de inovação e empreendedorismo.

Na Figura 4 vemos os resíduos padronizados para o ano de 2023. Apresentaram resíduos padronizados mais de dois desvios padrões acima da média: Uberlândia, Porto Velho, Nova Iguaçu, Jundiaí e Várzea Grande. Destacamos a desconcentração geográfica das cidades com melhor desempenho: Porto Velho é fica na região norte e Várzea Grande é município do Mato Grosso. Isto enseja uma reflexão para os planejadores do país: de como direcionar os investimentos em inovação e empreendedorismo. A única cidade com resíduo negativo mais de dois desvios padrões abaixo da média neste ano foi Palmas. Na Tabela 4 temos listados os valores dos resíduos padronizados dos 101 municípios do ICE 2023.

Figura 3 - Resíduos Padronizados Nota Final 2022 x Desvios Padrões.



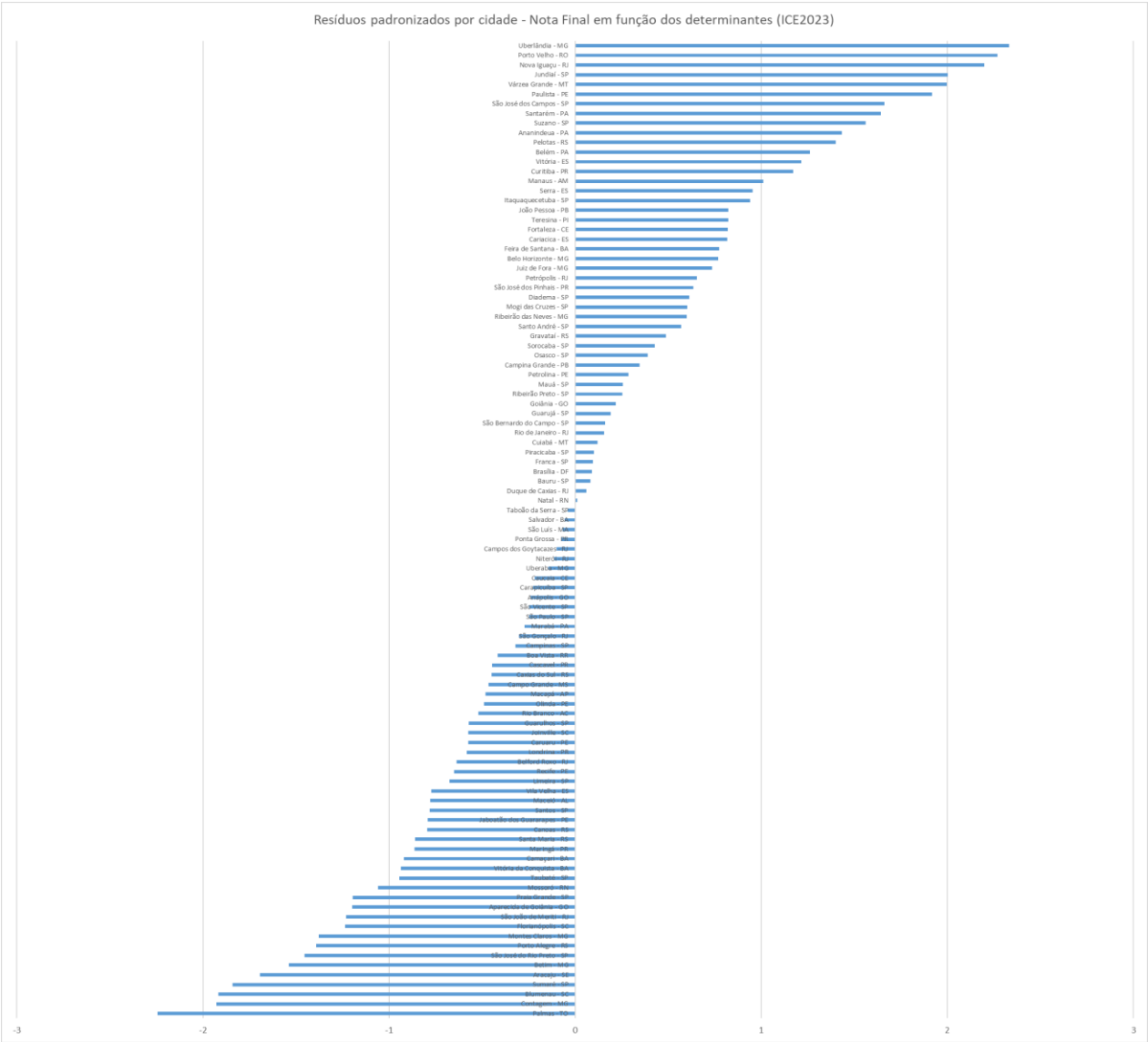
Fonte: autoria própria (2025).

Tabela 3 - Resíduos Padronizados Nota Final 2022 e Desvios Padrões.

Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados
Rio de Janeiro	-7,08	Florianópolis	-0,33	Niterói	-0,12	Taubaté	0,23
Porto Alegre	-0,82	Caxias do Sul	-0,31	Taboão da Serra	-0,11	Boa Vista	0,24
Campinas	-0,81	Mogi das Cruzes	-0,30	São Bernardo do Campo	-0,09	Fortaleza	0,26
São José do Rio Preto	-0,77	Palmas	-0,28	Blumenau	-0,08	São Gonçalo	0,29
Juiz de Fora	-0,75	Camaçari	-0,27	Caucaia	-0,08	Petrópolis	0,31
Jundiá	-0,69	Diadema	-0,27	Carapicuíba	-0,06	Mauá	0,32
Itaquaquecetuba	-0,67	Sumaré	-0,26	Joinville	-0,06	Curitiba	0,34
Maringá	-0,66	Piracicaba	-0,25	São Luís	-0,04	Aparecida de Goiânia	0,37
Brasília	-0,63	Santa Maria	-0,24	Santos	-0,03	Betim	0,40
Teresina	-0,55	Mossoró	-0,23	São Vicente	-0,03	Cuiabá	0,50
Sorocaba	-0,54	São João de Meriti	-0,21	Campos dos Goytacazes	0,00	Rio Branco	0,50
Vitória da Conquista	-0,50	Belford Roxo	-0,20	Ribeirão Preto	0,01	Vila Velha	0,51
Recife	-0,44	Bauru	-0,20	Contagem	0,01	Belo Horizonte	0,52
Montes Claros	-0,41	Suzano	-0,19	Jaboatão dos Guararapes	0,03	Gravataí	0,53
Franca	-0,41	Ribeirão das Neves	-0,18	Campo Grande	0,05	Serra	0,54
Osasco	-0,40	João Pessoa	-0,18	Marabá	0,07	Macapá	0,58
Caruaru	-0,40	Nova Iguaçu	-0,18	Natal	0,09	Porto Velho	0,61
Petrolina	-0,39	Praia Grande	-0,18	Cariacica	0,12	Manaus	0,74
Pelotas	-0,39	Belém	-0,17	Duque de Caxias	0,12	Várzea Grande	0,91
Ponta Grossa	-0,38	Guarujá	-0,17	Ananindeua	0,15	Limeira	0,93
Anápolis	-0,36	Olinda	-0,16	São José dos Pinhais	0,18	Santo André	1,67
Campina Grande	-0,36	Uberaba	-0,16	Santarém	0,19	São Paulo	1,80
Paulista	-0,36	Londrina	-0,16	Canoas	0,20	Vitória	2,26
Guarulhos	-0,35	Feira de Santana	-0,15	Aracaju	0,20	Maceió	2,45
Salvador	-0,34	Uberlândia	-0,15	Goiânia	0,21	Cascavel	2,96
						São José dos Campos	3,15

Fonte: autoria própria (2025).

Figura 4 - Resíduos Padronizados Nota Final 2023 x Desvios Padrões.



Fonte: autoria própria (2025).

Tabela 4 - Resíduos Padronizados Nota Final 2023 e Desvios Padrões.

Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados	Cidade	Resíduos padronizados
Palmas	-2,24	Recife	-0,65	São Luís	-0,07	São José dos Pinhais	0,63
Contagem	-1,93	Belford Roxo	-0,64	Salvador	-0,06	Petrópolis	0,65
Blumenau	-1,92	Londrina	-0,58	Taboão da Serra	-0,04	Juiz de Fora	0,74
Sumaré	-1,84	Caruaru	-0,57	Natal	0,01	Belo Horizonte	0,77
Aracaju	-1,69	Joinville	-0,57	Duque de Caxias	0,06	Feira de Santana	0,77
Betim	-1,54	Guarulhos	-0,57	Bauru	0,08	Cariacica	0,82
São José do Rio Preto	-1,45	Rio Branco	-0,52	Brasília	0,09	Fortaleza	0,82
Porto Alegre	-1,39	Olinda	-0,49	Franca	0,10	Teresina	0,82
Montes Claros	-1,38	Macapá	-0,48	Piracicaba	0,10	João Pessoa	0,82
Florianópolis	-1,24	Campo Grande	-0,46	Cuiabá	0,12	Itaquaquecetuba	0,94
São João de Meriti	-1,23	Caxias do Sul	-0,45	Rio de Janeiro	0,16	Serra	0,95
Aparecida de Goiânia	-1,20	Cascavel	-0,45	São Bernardo do Campo	0,16	Manaus	1,01
Praia Grande	-1,19	Boa Vista	-0,42	Guarujá	0,19	Curitiba	1,17
Mossoró - RN	-1,06	Campinas	-0,32	Goiânia	0,22	Vitória	1,22
Taubaté	-0,94	São Gonçalo	-0,30	Ribeirão Preto	0,25	Belém	1,26
Vitória da Conquista	-0,94	Marabá	-0,27	Mauá	0,26	Pelotas	1,40
Camaçari	-0,92	São Paulo	-0,25	Petrolina	0,29	Ananindeua	1,43
Maringá	-0,86	São Vicente	-0,25	Campina Grande	0,35	Suzano	1,56
Santa Maria	-0,86	Anápolis	-0,24	Osasco	0,39	Santarém	1,64
Canas	-0,79	Carapicuíba	-0,23	Sorocaba	0,43	São José dos Campos	1,66
Jaboatão dos Guararapes	-0,79	Caucaia	-0,22	Gravataí	0,49	Paulista	1,92
Santos	-0,78	Uberaba	-0,14	Santo André	0,57	Várzea Grande	2,00
Maceió	-0,78	Niterói	-0,11	Ribeirão das Neves	0,60	Jundiaí	2,00
Vila Velha	-0,77	Campos dos Goytacazes	-0,10	Mogi das Cruzes	0,60	Nova Iguaçu	2,20
Limeira	-0,68	Ponta Grossa	-0,08	Diadema	0,61	Porto Velho	2,27
						Uberlândia	2,33

Fonte: autoria própria (2025).

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este artigo analisa a eficiência das cidades com desempenho significativamente superior ou inferior ao previsto, no uso dos seus recursos para inovação e empreendedorismo, utilizando-se para isto de um modelo matemático de regressão linear múltipla, com características explicativas e preditivas, **preenchendo assim uma lacuna de pesquisa, conforme abordado na revisão bibliográfica**. A modelagem proposta permite uma avaliação longitudinal da eficiência das cidades em estudo. Esta avaliação é de interesse de gestores públicos, privados, empreendedores e pesquisadores da área.

Do ponto de vista da **contribuição teórica**, o artigo propõe a articulação entre o modelo de regressão linear (quantitativo) preditivo e explicativo e propostas teóricas qualitativas estabelecidas na literatura (Sistemas de Informação e Ecossistemas de Inovação, *Triple Helix* e *Dynamic Capabilities*).

Como **limitações** do estudo destacamos que o ICE considera as 101 maiores cidades do país, o que pode, eventualmente, resultar em um viés de seleção por desconsiderar municípios menores que podem apresentar desempenho relevante em inovação e empreendedorismo. Outra limitação é que modelos de regressão lineares são incapazes de captar relações não lineares ou interações entre as variáveis.

Como **oportunidades de pesquisa futuras** sugere-se a utilização dos resíduos padronizados na avaliação de cada um dos determinantes que compõem o ICE. Com isso, pode-se avaliar com maior detalhe o comportamento das cidades para cada determinante. Outras sugestões são: incluir na regressão variáveis qualitativas para modelar aspectos não considerados no ICE e, para superar a limitação dos modelos lineares em captar fenômenos não-lineares, utilizar modelos não-lineares ou modelos com interações para captar efeitos de sinergia entre as variáveis.

REFERÊNCIAS

BERTALANFFY, Ludwig von. **General System Theory: Foundations, Development, Applications**. George Braziller Inc., Revised Edition, 2015. 296 p., ISBN 978-0807604533.

BRASIL - Escola Nacional de Administração Pública (Apoio: Endeavor). **Índice de Cidades Empreendedoras** 2023. 152 p. Disponível em: <https://repositorio.enap.gov.br/handle/1/209>. Acesso: 12 jun. 2025.

COOKE, Philip. **Regional innovation systems, 2nd Edition**, Routledge, 2004. 464 p. ISBN 978-0415303699.

ENDEAVOR Brasil. Disponível em: <https://endeavor.org.br/>. Acesso: 12 jun. 2025.

ETZKOWITZ, Henry; ZHOU, Chunyan. **The Triple Helix: University-Industry-Government Innovation and Entrepreneurship**, 2nd Edition, Routledge, 2017. 328 p. ISBN 978-1138659490.

FREEMAN, Christopher. **Technology policy and economic performance: Lessons from Japan, UNKNO, 1994. 176 p. ISBN 978-0861879281.**

ISVORANU, Adela Maria.; EPSKAMP, Sacha.; WALDORP, Lourens; BORSBOOM, Denny. **Network psychometrics with R: A guide for behavioral and social scientists**, Routledge, 2022. 260 p. ISBN 9780367612948

JANSSEN, N. **A importância do empreendedorismo para o crescimento econômico e suas barreiras no Brasil**. Requisito parcial para o grau de Bacharel em Ciências Econômicas, Faculdade de Ciências Econômicas. UFRGS. Porto Alegre, 2020. Orientador: Prof. Dr. Ronald Otto Hillbrecht.

Disponível em: <https://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/216673/001120583.pdf>
Acesso: 12 jun. 2025

LEYDESDORFF, Loet. *The Knowledge-Based Economy and the Triple Helix Model*, Amsterdam School of Communications Research, 2012. Disponível em: <http://www.leydesdorff.net>. Acesso: 12 jun. 2025.

LUNDVALL, Bengt-Ake. **National Systems of Innovation: Towards a Theory of Innovation and Interactive**, Revised Edition, Anthem Press, 2010. 404 p. ISBN 978-1843318828.

MALERBA, Franco. Sectoral systems of innovation and production. **Research policy**, v. 31, n. 2, p. 247-264, 2002. Disponível em: <https://citeseerx.ist.psu.edu>. Acesso: 12 jun. 2025.

MELO, Hildete Pereira de.; ANDRADE, M.B.; ARAGÃO, Iracema. **Cidades Empreendedoras: uma análise comparativa entre as capitais do nordeste brasileiro**. 8th International Symposium on technological Innovation. September 20 to 22, 2017, Aracaju, Sergipe, Brazil. Proceedings of IST – ISSN: 2318-3403 Vol. 8/n.1/p.202-212. D.O.I. 10.7198/S2318-340301700080022.

NAKANO, Carlos Augusto; SANTOS, Isabel Cristina dos; BRITO, Bárbara Alessandra Vieira de; SZMUSZKOWICZ, Marcelo; PEREIRA, Raquel da Silva. Empreendedorismo, inovação e desenvolvimento econômico local: relações diretas? **Journal on Innovation and Sustainability RISUS**; São Paulo, v13, n.3, p.125-141, 2022. DOI:[10.23925/2179-3565.2022v13i3p125-141](https://doi.org/10.23925/2179-3565.2022v13i3p125-141)

NELSON, Richard R. **National Innovation Systems: A Comparative Analysis**, Oxford University Press, 560 p., 1993. ISBN 978-0195076172

ROCHA, Carla Thaís Almeida dos Santos; MOREIRA, Kátia Imaculada da Silva Barbosa; NETO, Bezamat de Souza; SIQUEIRA, Paulo Henrique de Lima. Inovação e cultura empreendedora: uma análise dos índices de cidades empreendedoras da ENAP. **Brazilian Journal of Business**, v.6, n.1 (2024). DOI: <https://doi.org/10.34140/bjbv6n1-014>.

SENA, Priscila Machado Borges; BLATTMANN, Úrsula. **Fontes de informação no ecossistema de startups de Florianópolis: tecnologia e inovação**. XVIII Encontro Nacional de Pesquisa em Ciência da Informação (ENANCIB 2017). Marília, 23 a 27 outubro 2017.

SOUZA, Haniell Ricardo Martins de. **Cidades Empreendedoras Brasileiras: Fatores que Impulsionaram ou Inibem o Empreendedorismo Inovador**. Monografia apresentada ao IFSP, requisito parcial à obtenção do título de Tecnólogo em Processos Gerenciais. Orientador: Prof. Dr. Eduardo Avancini Dionísio. Caraguatatuba (SP), 2024. Disponível em: <https://repositorio.ifsp.edu.br/items/bfd00af5-8eb7-43c1-a424-0760601e38c2>. Acesso: 13 jun 2025.

SILVA, Ramon Cardeal. **Mapeamento do Ecossistema Alagoano de Startups**. Dissertação de Mestrado apresentada ao Ponto Focal da UFAL (Mestrado Profissional em Rede Nacional de Propriedade Intelectual e Transferência de Tecnologia para Inovação – Profnit). Maceió, Alagoas, 2019. Orientador: Prof. Dr. João Soletti. Disponível em: <https://www.repositorio.ufal.br/handle/riufal/7793>. Acesso: 13 jun. 2025.

STOCK, James H.; WATSON, Mark W. **Introduction to Econometrics**. 3. Edition, Pearson, 840 p., 2010. ISBN 978-0138009007.

TEECE, David J.; PISANO, Gary; SHUEN, Amy. Dynamic Capabilities and Strategic Management. **Strategic Management Journal**, Vol. 18, nº. 7, pp. 509-533, 1997. DOI:[10.1142/9789812834478_0002](https://doi.org/10.1142/9789812834478_0002).