



Colaboração para inovação em uma economia heterogênea: dinâmica setorial e estrutura de capital no Brasil (2014)

Caroline Giusti de Araújo¹;
Rosângela Ballini²;
Ruy de Quadros Carvalho³;

Resumo: A colaboração para inovação é frequentemente apresentada como um mecanismo de aprendizado e de acesso a conhecimento externo. No entanto, em economias marcadas por heterogeneidade estrutural, como a brasileira, é plausível que os padrões colaborativos variem conforme a dinâmica tecnológica dos setores e a origem do capital das firmas. O objetivo do artigo é analisar se diferenças na composição setorial e na origem do capital estão associadas a distintos padrões de colaboração para inovação no Brasil. Parte-se da hipótese de que tais padrões não são homogêneos, mas variam conforme as trajetórias tecnológicas setoriais e a estrutura de capital predominante. A estratégia empírica combina clusterização híbrida e modelos logísticos binários. A partir da PINTEC, foram selecionados 60 setores que colaboram para inovar e atribuem relevância a essas interações. Utilizaram-se 27 variáveis, adaptadas da taxonomia de Global Innovation Networks, para formar cinco clusters, dos quais três apresentaram variabilidade suficiente para modelagem (clusters 1, 2 e 4). Em seguida, estimaram-se modelos logit para avaliar a probabilidade média de participação nos agrupamentos a partir de variáveis relacionadas à estratégia de mercado, ao pertencimento a grupo empresarial, ao apoio governamental, às fontes de informação e aos mecanismos de proteção tecnológica. Os resultados mostram padrões diferenciados conforme a origem do capital. No cluster com maior presença de capital internacional, o uso de complexidade do desenho como mecanismo de proteção reduz em 0,33 pontos a probabilidade média de participação. No cluster de capital misto, o apoio governamental reduz essa probabilidade média em 0,69 pontos, enquanto a estratégia de manutenção de mercado a eleva em 0,50 pontos. No cluster predominantemente nacional, o apoio governamental aumenta em 0,15 pontos a probabilidade média de participação, assim como a estratégia de abertura de mercado em 0,15 pontos. Conclui-se que a colaboração para inovação não constitui um mecanismo neutro, mas é condicionada pela dinâmica setorial e pela organização do capital. O artigo contribui para evidenciar empiricamente que os padrões colaborativos refletem a heterogeneidade estrutural da economia brasileira, com implicações para o desenho de políticas de inovação.

Palavras-chave: Colaboração para Inovação; Dinâmica Setorial; Origem do Capital; Brasil.

Código JEL: O31, L14, O54

Área Temática: Inovação e mudanças técnicas, organizacionais e institucionais.

¹ Doutora em Política Científica e Tecnológica (Unicamp/DPCT), Mestre em Desenvolvimento Econômico (Unicamp/IE), graduada em Ciências Econômicas (UFSCar). E-mail: carolgiustiaraujo@gmail.com

² Professora Doutora no Instituto de Economia da Universidade Estadual de Campinas (Unicamp/IE). E-mail: ballini@unicamp.br

³ Professor Doutor no Departamento de Política Científica e Tecnológica da Universidade Estadual de Campinas (Unicamp/DPCT). E-mail: ruy@unicamp.br

Innovation Collaboration in a Heterogeneous Economy: Sectoral Dynamics and Ownership Structure in Brazil (2014)

Abstract: Innovation collaboration is often presented as a mechanism for learning and access to external knowledge. However, in economies characterized by structural heterogeneity, such as Brazil, collaborative patterns are likely to vary according to sectoral technological dynamics and firms' ownership structure. This article examines whether differences in sectoral composition and ownership structure are associated with distinct patterns of innovation collaboration in Brazil. The hypothesis is that collaborative patterns are not homogeneous across sectors, but vary according to prevailing technological trajectories and ownership configurations. The empirical strategy combines hybrid cluster analysis and binary logistic regression models. Using PINTEC data, 60 sectors that collaborate for innovation and assign relevance to such interactions were selected. Twenty-seven variables adapted from the Global Innovation Networks taxonomy were used to identify five clusters, three of which presented sufficient variability for modeling (clusters 1, 2, and 4). Logistic models were then estimated to assess the probability of participation in each cluster based on market strategy variables, group affiliation, government support, information sources, and technological protection mechanisms. The results reveal differentiated patterns according to ownership structure. In the cluster with greater presence of international capital, the use of design complexity as a protection mechanism reduces the probability of participation by 0.33 points. In the mixed-capital cluster, government support reduces this probability by 0.69 points while market-maintenance strategies increase it by 0.50 points. In the predominantly national-capital cluster, government support increases the probability of participation by 0.15 points, and market-opening strategies by 0.15 points. The findings indicate that innovation collaboration is not a neutral mechanism but is conditioned by sectoral dynamics and ownership structure. The article contributes by providing empirical evidence that collaborative patterns reflect the structural heterogeneity of the Brazilian economy, with implications for differentiated innovation policy design.

Keywords: Innovation Collaboration; Sectoral Dynamics; Ownership Structure; Brazil.

1. Introdução

A centralidade da inovação como base da competição internacional recoloca a questão das capacidades tecnológicas no centro do debate sobre desenvolvimento. Em economias caracterizadas por elevada heterogeneidade produtiva, como a brasileira, a construção e a difusão de capacidades inovativas não ocorrem de maneira uniforme entre setores e firmas. Nesse contexto, a colaboração para inovação tem sido frequentemente apresentada como um mecanismo capaz de acelerar o aprendizado, compartilhar riscos e ampliar o acesso a conhecimentos externos. Contudo, a literatura ainda dedica menor atenção à forma como tais padrões colaborativos são condicionados pela estrutura produtiva doméstica.

Embora estudos sobre cadeias globais de valor e redes globais de inovação enfatizem a importância das interações interorganizacionais para a geração e difusão de conhecimento, permanece aberta a questão de como essas interações se distribuem internamente em economias marcadas por forte segmentação setorial e organizacional. Em particular, diferenças nas dinâmicas tecnológicas dos setores e na origem do capital das firmas podem influenciar estratégias de mercado, formas de apropriabilidade e canais de acesso a recursos, moldando de maneira distinta os arranjos colaborativos.

Este artigo investiga se diferenças na composição setorial e na origem do capital estão associadas a distintos padrões de colaboração para inovação no Brasil. Parte-se da hipótese de que os padrões de colaboração não são homogêneos entre os setores, mas variam conforme a origem do capital e as dinâmicas tecnológicas predominantes em cada agrupamento.

Para examinar essa questão, o trabalho combina uma etapa de agrupamento setorial — utilizada como instrumento de categorização — com a estimação de modelos logísticos que avaliam a probabilidade de participação nos diferentes grupos a partir de variáveis organizacionais, mercadológicas e institucionais. A base empírica é construída a partir de tabulações especiais da PINTEC.

Os resultados indicam que a colaboração para inovação está associada à configuração setorial e organizacional dos setores, mais do que a um padrão uniforme de comportamento inovativo. Setores com maior presença de capital internacional, setores predominantemente nacionais e setores de capital misto apresentam perfis colaborativos diferenciados, sugerindo que a colaboração opera de forma condicionada à heterogeneidade estrutural observada na economia brasileira.

A principal contribuição do artigo reside em evidenciar empiricamente que os padrões de colaboração para inovação refletem diferenças nas trajetórias tecnológicas setoriais e na organização do capital, reforçando a necessidade de incorporar a heterogeneidade produtiva nas análises sobre cooperação e inovação. O trabalho contribui para o debate ao mostrar que a colaboração não constitui um mecanismo neutro, mas é moldada pelas características estruturais do sistema produtivo no qual se insere.

2. Redes Globais de Inovação e a dinâmica setorial

A produção de bens mais sofisticados — associados a ganhos de produtividade, spillovers e outras externalidades positivas — requer elevados investimentos em pesquisa, desenvolvimento e inovação. Nessa perspectiva, a competição (especialmente a internacional) não se pauta apenas por preço, mas pela capacidade de inovar (Schumpeter, 1942). Para países em desenvolvimento, essa dinâmica é particularmente desafiadora, pois demanda orientar políticas industriais e tecnológicas para a criação de capacidades domésticas que permitam não apenas acessar, mas também absorver e criar conhecimento em segmentos mais sofisticados (Cohen e Levinthal, 1990).

Ademais, retornos crescentes, externalidades e dinâmicas de aglomeração podem reforçar processos de aprisionamento tecnológico (*lock-in*) em trajetórias *path-dependent*, tornando a superação de padrões estabelecidos mais custosa e exigente em termos de esforço institucional e de política (Castaldi, Dosi e Paraskevopoulou, 2011).

Ao mesmo tempo, a reorganização contemporânea da produção em cadeias globais de valor (CGV) redefiniu as condições de aprendizado, coordenação e difusão tecnológica sob diferentes

formas de governança. Entretanto, as CGV não geram aprendizado automaticamente: oportunidades de difusão e *upgrading* dependem de capacidades prévias, de como o conhecimento circula e de como as relações são governadas (Ernst e Kim, 2002; Gereffi, Humphrey e Sturgeon, 2005).

É nesse ponto que a literatura de redes globais de inovação (GIN) e de inovação aberta se apoia na integração entre os níveis micro e macro a partir do mecanismo da colaboração para inovação. A inovação passa a ocorrer em redes globalmente organizadas de interações entre empresas e outras organizações envolvidas na produção de conhecimento (Barnard e Chaminade, 2011), e a colaboração se torna uma via para acessar competências externas, compartilhar riscos e acelerar o processo inovativo (OECD, 2008; Chesbrough, 2003). A efetividade dessas interações é condicionada pela governança nas cadeias, que molda a natureza da transferência de conhecimento e os riscos de aprisionamento, bem como pela qualidade e pela articulação do sistema nacional de inovação (Pietrobelli e Rabellotti, 2011; Lema, Pietrobelli e Rabellotti, 2018).

Com isso, a colaboração aparece como um instrumento de integração entre a dinâmica interna das firmas e o contexto externo, permitindo tratar a inserção internacional como um processo interativo e condicionado. Essa perspectiva dialoga diretamente com a abordagem interativa entre CGV, sistema de inovação e capacidades dinâmicas da firma, aplicada ao caso brasileiro, ao enfatizar que o desempenho inovativo e as oportunidades de aprendizado dependem simultaneamente do arranjo das cadeias, das instituições e das capacidades construídas pelos agentes (Araújo, 2025).

Por sua vez, a colaboração não opera em um ecossistema local uniforme, mas em uma economia segmentada por setores, com regimes tecnológicos particulares, fontes de conhecimento, mecanismos de apropriabilidade e dinâmicas de aprendizado heterogêneas. Na taxonomia de Pavitt (1984), por exemplo, os setores diferem quanto à centralidade de fornecedores, usuários e ciência como origem das inovações, o que altera tanto a dependência de interações externas quanto o tipo de parceiro relevante para inovar. Em termos operacionais, essa heterogeneidade implica que setores com bases de conhecimento mais distribuídas e cumulativas tendem a demandar arranjos colaborativos mais intensos e especializados, enquanto setores com inovação mais incremental e orientada à produção podem recorrer a formas distintas de cooperação e proteção.

Além disso, outro elemento fundamental desse ecossistema local são as diferenças na origem do capital das firmas instaladas no país, que podem reforçar ou atenuar essas diferenças setoriais ao influenciar canais de acesso a recursos, conhecimento e coordenação. Assim, a colaboração para inovação pode ser entendida como um mecanismo observável no qual se expressam, simultaneamente, (i) diferenças nas dinâmicas tecnológicas setoriais e (ii) diferenças organizacionais associadas à estrutura de capital.

Essa leitura sustenta o objetivo do artigo — investigar se diferenças na composição setorial e na origem do capital estão associadas a distintos padrões de colaboração para inovação no Brasil — e fundamenta a hipótese de não-homogeneidade: espera-se que os padrões colaborativos variem conforme a origem do capital e as dinâmicas tecnológicas predominantes em cada agrupamento.

3. Estratégia empírica

3.1. Unidade de análise e base de dados

A unidade de análise do estudo é o setor econômico: Indústria de Transformação (CNAE 10-33), Eletricidade e Gás (CNAE 35) e Serviços (CNAE 58, 61, 62, 63.1, 71 e 72). Ao todo, são 60 setores selecionados a partir da PINTEC 2014.

Os dados foram obtidos por meio de solicitação especial ao IBGE, com tabulação específica segundo filtros definidos na pesquisa:

1) Selecionar apenas empresas que colaboraram, ou seja, que responderam SIM à questão: “No triênio avaliado, a empresa esteve envolvida em arranjos cooperativos com outra (s) organização(ões) com vistas a desenvolver atividades inovativas?” (Variável V134).

2) Segmentar a importância da cooperação. Trata-se de uma variável sem definições exatas na PINTEC, ou seja, de natureza subjetiva ao respondente. A intenção é considerar apenas

empresas que atribuem algum grau de importância à relação de colaboração, desconsiderando aquelas que colaboram para inovar, mas não atribuem relevância a essa relação.

Outra solicitação feita ao IBGE para a construção da amostra foi a segmentação dos setores por origem do capital controlador: nacional e misto. O capital misto refere-se à soma de empresas controladas por capital complementamente internacional com empresas controladas por capital nacional e internacional. Há poucas empresas de capital puramente internacional, o que reduz a mostra e traz risco de identificação das empresas. Dessa forma, o agrupamento foi uma sugestão do IBGE para viabilizar o fornecimento seguro dos dados.

3.2. Construção da variável dependente

A variável dependente do modelo econométrico é construída a partir da identificação de padrões setoriais de colaboração para inovação. Para tanto, aplicou-se um procedimento de clusterização híbrido (*hk-means*), combinando técnicas hierárquicas e o algoritmo *k-means*, conforme detalhado em Araújo (2024).

A base utilizada para a formação dos agrupamentos é composta por 60 setores e 44 variáveis derivadas da adaptação da taxonomia de *Global Innovation Networks* (GIN) ao caso brasileiro, com base nas informações disponíveis na PINTEC.

A taxonomia GIN original organiza as relações de inovação em três dimensões: Global (G), Inovativa (I) e Network (N). No entanto, a aplicação dessa taxonomia à PINTEC exigiu um processo de adaptação conceitual e operacional:

- Dimensão Global (G): enquanto a taxonomia original considera a porcentagem das exportações, a localização geográfica dos parceiros e das empresas terceirizadas, a adaptação utilizou o principal mercado do setor como *proxy* de acesso ao mercado global, dado que a base setorial não permite mensurar diretamente o grau de internacionalização das empresas.
- Dimensão Inovativa (I): a taxonomia original identifica se a empresa inovou em produto, processo, logística ou atividades de suporte. A adaptação concentrou-se no grau de novidade do produto e do processo — se novo para a empresa, para o mercado nacional ou para o mercado mundial — variável diretamente disponível na PINTEC.
- Dimensão Network (N): a taxonomia original enfatiza as funções desempenhadas pelas empresas e a natureza formal ou informal das relações. A adaptação utilizou informações sobre cooperação por tipo de parceiro e sua localização, objeto da parceria e principal desenvolvedor da inovação de produto ou processo e sua localização.

A partir dessas três dimensões, 44 variáveis foram selecionadas para adaptar a taxonomia ao caso brasileiro. Em seguida, procedeu-se à clusterização⁴ dos setores, resultando em cinco agrupamentos, conforme explorado em Araújo (2024), e sintetizado na Tabela 1. Dois deles (clusters 3 e 5) são compostos por apenas um setor cada e, portanto, não apresentam variabilidade na variável dependente, sendo excluídos da modelagem econométrica.

⁴ A fim de avaliar a estabilidade temporal da estrutura identificada para 2014, a mesma estratégia metodológica foi replicada para a PINTEC 2017, utilizando o mesmo recorte amostral (setores que colaboram e atribuem relevância à colaboração) e as mesmas 27 variáveis selecionadas anteriormente. A redução dimensional identificou novamente cinco fatores relevantes (86,02% da variância explicada), sobre os quais foi aplicada a técnica de clusterização *hk-means*, assumindo-se cinco agrupamentos para fins comparativos. Os resultados revelam relativa estabilidade estrutural: manteve-se um grande cluster composto por setores de capital nacional e misto, bem como a presença de clusters outliers formados por um único setor. As principais mudanças observadas decorreram da realocação de setores de capital nacional — 19 dos 30 setores nacionais mudaram de agrupamento entre 2014 e 2017, enquanto apenas dois dos 30 setores de capital misto alteraram sua posição — sugerindo maior instabilidade relativa entre os setores de capital nacional. A análise detalhada encontra-se em Araújo (2024).

Tabela 1 – Número de empregos total e em P&D por setor e origem de capital

(continua)

Cluster		Setor	emprego (A)	emprego_ P&D (B)	Esforço de inovação (A/B)
1	MI_s2	Fabricação de produtos alimentícios	126,048	779	0.62%
1	MI_s3	Fabricação de bebidas	30,193	73	0.24%
1	MI_s4	Fabricação de produtos têxteis	3,375	43	1.28%
1	MI_s5	Confecção de artigos do vestuário e acessórios	3,128	83	2.64%
1	MI_s6	Preparação de couros e fabricação de artefatos de couro, artigos de viagem e calçados	310	-	0.00%
1	MI_s7	Fabricação de produtos de madeira	-	-	-
1	MI_s8	Fabricação de celulose, papel e produtos de papel	13,344	106	0.79%
1	MI_s9	Impressão e reprodução de gravações	1,081	24	2.19%
1	MI_s10	Fabricação de coque, de produtos derivados do petróleo e de biocombustíveis	5,148	87	1.68%
1	MI_s12	Fabricação de produtos farmoquímicos e farmacêuticos	18,061	358	1.98%
1	MI_s13	Fabricação de artigos de borracha e plástico	33,622	658	1.96%
1	MI_s14	Fabricação de produtos de minerais não-metálicos	18,856	232	1.23%
1	MI_s15	Metalurgia	47,532	434	0.91%
1	MI_s16	Fabricação de produtos de metal	12,784	77	0.61%
1	MI_s21	Fabricação de outros equipamentos de transporte	41,888	4,458	10.64%
1	MI_s22	Fabricação de móveis	279	5	1.69%
1	MI_s23	Fabricação de produtos diversos	2,894	15	0.51%
1	MI_s24	Manutenção, reparação e instalação de máquinas e equipamentos	19,341	452	2.34%
1	MI_s25	Elettricidade e gás	25,877	84	0.33%
1	MI_s26	Edição e gravação e edição de música	-	-	-
1	MI_s27	Telecomunicações	60,384	1,254	2.08%
1	MI_s28	Atividades dos serviços de tecnologia da informação	32,842	773	2.35%
1	MI_s29	Tratamento de dados, hospedagem na internet e outras atividades	280	10	3.71%
1	MI_s30	Serviços de arquitetura e engenharia, testes e análises técnicas	4,975	15	0.30%
1	MI_s31	Pesquisa e desenvolvimento	-	-	-
1	N_s7	Fabricação de produtos de madeira	20,309	153	0.76%
1	N_s8	Fabricação de celulose, papel e produtos de papel	28,275	524	1.85%
1	N_s9	Impressão e reprodução de gravações	11,707	138	1.18%
1	N_s10	Fabricação de coque, de produtos derivados do petróleo e de biocombustíveis	78,923	1,888	2.39%
1	N_s21	Fabricação de outros equipamentos de transporte	18,514	1,505	8.13%
1	N_s26	Edição e gravação e edição de música	9,147	47	0.52%
1	N_s31	Pesquisa e desenvolvimento	18,136	12,586	69.40%
Cluster 1			687,253	26,859	3.91%

(continuação)

Cluster		Setor	emprego (A)	emprego_ P&D (B)	Esforço de inovação (A/B)
2	MI_s11	Fabricação de produtos químicos	58,187	2,983	5.13%
2	MI_s17	Fabricação de equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos	44,485	1,477	3.32%
2	MI_s18	Fabricação de máquinas, aparelhos e materiais elétricos	31,011	909	2.93%
2	MI_s19	Fabricação de máquinas e equipamentos	46,763	1,092	2.33%
2	MI_s20	Fabricação de veículos automotores, reboques e carrocerias	153,476	8,263	5.38%
2	N_s3	Fabricação de bebidas	15,653	228	1.45%
2	N_s4	Fabricação de produtos têxteis	38,792	265	0.68%
2	N_s12	Fabricação de produtos farmoquímicos e farmacêuticos	45,603	2,340	5.13%
2	N_s15	Metalurgia	49,590	468	0.94%
2	N_s18	Fabricação de máquinas, aparelhos e materiais elétricos	52,754	3,100	5.88%
2	N_s20	Fabricação de veículos automotores, reboques e carrocerias	75,191	2,628	3.49%
2	N_s24	Manutenção, reparação e instalação de máquinas e equipamentos	8,485	57	0.67%
2	N_s25	Eletricidade e gás	76,708	443	0.58%
2	N_s27	Telecomunicações	19,959	333	1.67%
2	N_s29	Tratamento de dados, hospedagem na internet e outras atividades	20,640	1,084	5.25%
Cluster 2			737,300	25,669	3.48%
3	N_s2	Fabricação de produtos alimentícios	414,988	1,314	0.32%
Cluster 3			414,988	1,314	0.32%
4	N_s5	Confecção de artigos do vestuário e acessórios	33,376	328	0.98%
4	N_s6	Preparação de couros e fabricação de artefatos de couro, artigos de viagem e calçados	60,531	765	1.26%
4	N_s13	Fabricação de artigos de borracha e plástico	46,346	707	1.53%
4	N_s14	Fabricação de produtos de minerais não-metálicos	54,733	479	0.87%
4	N_s16	Fabricação de produtos de metal	42,515	745	1.75%
4	N_s17	Fabricação de equipamentos de informática, produtos eletrônicos e ópticos	26,991	2,821	10.45%
4	N_s19	Fabricação de máquinas e equipamentos	55,611	1,513	2.72%
4	N_s22	Fabricação de móveis	25,038	725	2.89%
4	N_s23	Fabricação de produtos diversos	19,759	373	1.89%
4	N_s28	Atividades dos serviços de tecnologia da informação	54,553	6,029	11.05%
4	N_s30	Serviços de arquitetura e engenharia, testes e análises técnicas	24,228	992	4.10%
Cluster 4			443,679	15,477	3.49%
5	N_s11	Fabricação de produtos químicos	55,315	2,886	5.22%
Cluster 5			55,315	2,886	5.22%

A Tabela 1 indica que o cluster 1, composto por 30 setores, reúne o maior contingente de emprego e apresenta o segundo maior esforço médio de inovação (3,91%). Trata-se de um agrupamento heterogêneo, com predominância de capital misto e internacional. Já o cluster 2 concentra setores industriais de média e alta intensidade tecnológica (químicos, farmacêuticos, máquinas, equipamentos elétricos e automóveis), com presença combinada de capital nacional e misto e esforço médio de inovação de 3,48%.

O cluster 4, por sua vez, distingue-se por ser majoritariamente composto por setores de capital nacional. Embora apresente esforço médio de inovação semelhante ao do cluster 2 (3,49%), opera em menor escala de emprego e P&D. Os clusters 3 e 5, compostos por apenas um setor cada, não apresentam variabilidade suficiente para modelagem econométrica e foram excluídos das estimativas.

3.3. Modelo econométrico

A variável dependente dos modelos logísticos corresponde à probabilidade de participação setorial nos clusters 1, 2 e 4, apresentados na seção anterior. A clusterização é utilizada como instrumento operacional de categorização empírica dos padrões de colaboração, não constituindo o objeto central da análise.

Foi adotado o modelo logístico binário. A literatura baseada em *innovation surveys* emprega predominantemente modelos da família probit e logit para explicar decisões de colaboração para inovação. Seguindo essa tradição empírica, estima-se um modelo logístico para identificar os determinantes da probabilidade de participação setorial em diferentes padrões de colaboração. Conforme Wooldridge (2010), define-se a probabilidade condicional de participação no cluster como:

$$P(y_i = 1|x_i) = G(\beta_o + x\beta) \quad (1)$$

No modelo logístico, G é a função logística expressa por:

$$G(z) = \exp(z) / [1 + \exp(z)] \quad (2)$$

A estimação é realizada por máxima verossimilhança. A função de verossimilhança condicional é dada por:

$$f(x_i; \beta) = [G(x_i\beta)]^y [1 - G(x_i\beta)]^{1-y}, y = 0 \text{ ou } 1 \quad (3)$$

A log-verossimilhança da amostra corresponde à soma das contribuições individuais.

A seleção entre especificações considerou: i) Log-likelihood do modelo estimado e do modelo restrito; ii) Pseudo R² de McFadden; iii) Critério de Informação de Akaike (AIC); iv) Teste de Hosmer-Lemeshow; v) Percentual corretamente predito.

Por fim, a magnitude do impacto das variáveis explicativas é avaliada por meio do efeito parcial médio, obtido pela média dos efeitos marginais individuais :

$$\overline{G'(x_i\beta)} * \beta_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n G'(\beta_o + x\beta) * \beta_j \quad (4)$$

Essa estratégia permite interpretar diretamente o efeito das variáveis estruturais sobre a probabilidade de participação setorial nos diferentes padrões de colaboração. Por fim, apresenta-se o modelo aplicado para cada um dos clusters encontrados (equação 5) e as variáveis explicativas, detalhadas no Quadro 1.

$$Cluster_{ijk} = \beta_1 * impacto_{mercado_j} + \beta_2 * metodo_{protecao_k} + \beta_3 * obs_{normas} + \beta_4 * cap_{absorcao} + \beta_5 * apoio_{governo} + \beta_6 * fonte_{infor} + \beta_7 * parte_{grupo} \quad (5)$$

Em que,

$Cluster_{ij}$ avalia a probabilidade de o setor pertencer ao cluster (i), considerando as características impacto de mercado, método de proteção, regulação, capacidade de absorção, apoio do governo, fontes de informação e pertencimento a um grupo empresarial. São três clusters⁵ ($1 \leq i \leq 3$), três impactos de mercado ($1 \leq j \leq 3$) e três métodos de proteção não estratégicos ($1 \leq k \leq 3$).

⁵ Como dois clusters são *outliers* – compostos por apenas um setor – eles não apresentam variabilidade da variável explicada, o que impede de serem modelados.

Quadro 1: Variáveis explicativas do modelo logístico

Variável	Explicação	Tratamento pela literatura	Referências
β_1	Avalia o impacto de mercado das inovações de produto e processo implementadas entre 2012 e 2014. A PINTEC qualifica três tipos de impactos ⁶ (j): manutenção da participação de mercado; expansão da participação de mercado e abertura de novos mercados.	A importância dos impactos mercadológicos da colaboração	-SOUSA (2012); -LAURSEN E SALTER (2014); -HERSTAD; ASLESEN E EBERSBERGER (2013); -CASSIMAN E EUGELERS (2002).
β_2	Avalia o efeito dos métodos de proteção estratégicos não formais (k), qualificados em três tipos pela PINTEC: complexidade no desenho do produto, segredo industrial e tempo de liderança sobre os competidores.	A literatura aponta que ter métodos de proteção à propriedade intelectual (especialmente na forma de patentes ⁷) bem estabelecidos pode facilitar a formação de redes de colaboração para inovação.	-CASSIMAN E EUGELERS (2002); -HERSTAD; ASLESEN E EBERSBERGER (2013); - LAURSEN e SALTER (2014); -SOUSA (2012)
β_3	Analisa a importância do obstáculo “dificuldade para se adequar a padrões, normas e regulamentações”	A literatura aponta as dificuldades do enquadramento em regulações e normas padrão relativas ao mercado interno e externo como obstáculo para colaboração.	- HAAKONSSON E KIRKEGAARD (2016) -ZOBEL; HAGEDOORN (2020)
β_4	Avalia a capacidade de absorção ⁸ através da <i>proxy</i> de pessoas ocupadas exclusivamente em pesquisa e desenvolvimento em relação ao número de pessoas ocupadas.	A literatura aponta para a relevância da capacidade de absorção no processo de inovação.	-COHEN; LEVINTHAL (1990); - RAY, RAY e KUMAR (2017); -EBERSBERGER e HERSTAD (2013); -NECOECHEA-MONDRAGÓN et al. (2016); - ERNST (2010)
β_5	Analisa o uso de apoio governamental para inovar, sem distinção do instrumento utilizado.	O apoio governamental é relevante para a inovação em todos os países, podendo ser ainda mais relevante em países em desenvolvimento.	-NIETO e SANTAMARÍA (2007); -HERSTAD, ASLESEN e EBERSBERGER (2013)
β_6	Analisa uma fonte de informação específica: as redes de informações informatizadas (Internet, Extranet, Intranet, etc.).	As redes de informação informatizadas podem ser consideradas como facilitadoras para o estabelecimento de redes colaborativas.	
β_7	Analisa a importância das empresas o setor serem parte de um grupo.	Ser parte de um grupo, nacional ou internacional, estimula a colaboração, inclusive a internacional.	-NIETO e SANTAMARÍA (2007); -GUIMÓN e SALAZAR-ELENA (2015); -HERSTAD, ASLESEN e EBERSBERGER (2013).

⁶ A PINTEC permite que a empresa ao responder o questionário atribua grau de relevância ao impacto mercadológico. Para a regressão foram considerados apenas as respostas classificadas como alta relevância.

⁷ Na PINTEC de 2014 não há informações sobre patentes. Assim, será utilizado como *proxy* os métodos de proteção não formais.

⁸ Uma *proxy* muito utilizada na literatura em relação à capacidade de absorção é o esforço de inovação, mensurado pelo dispêndio em P&D sobre receita líquida de vendas. No entanto, na solicitação ao IBGE para segregação dos setores por origem de capital, muitos setores não tiveram seu dispêndio em P&D fornecido devido a confidencialidade do dado. Com isso, o painel de informações dos setores ficaria desbalanceado. Por esta razão, essa *proxy* não foi adotada na regressão.

4. Discussão de resultados

A caracterização dos padrões de colaboração foi realizada por meio de modelos logísticos estimados para os clusters 1, 2 e 4. Antes da modelagem, procedeu-se à análise da dispersão das variáveis explicativas, o que permitiu identificar heterogeneidade intra-cluster relevante.

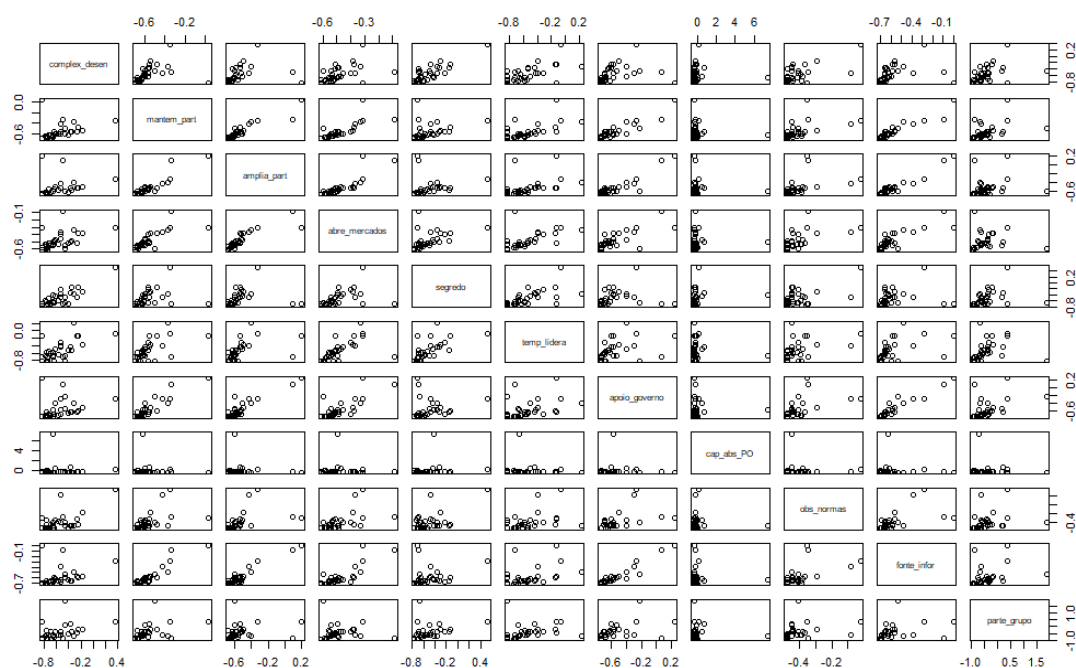
Observa-se que o cluster 1 incorpora o setor de serviços de P&D, apresentando valores elevados de capacidade de absorção (cap_abs_PO), construída como a razão entre pessoal ocupado em P&D e pessoal total. A presença desse setor implica a existência de outliers na amostra. Contudo, como a unidade de análise é o setor e cada setor compõe estruturalmente o respectivo cluster, não foi possível excluir observações.

Em função disso, optou-se por inserir as variáveis nos modelos de forma incremental, avaliando os critérios de ajustamento após cada especificação, a fim de selecionar modelos parcimoniosos e estáveis. Os resultados são discutidos a partir dos efeitos marginais médios dos modelos finais selecionados para cada cluster.

4.1. Heterogeneidade e dispersão intra-cluster

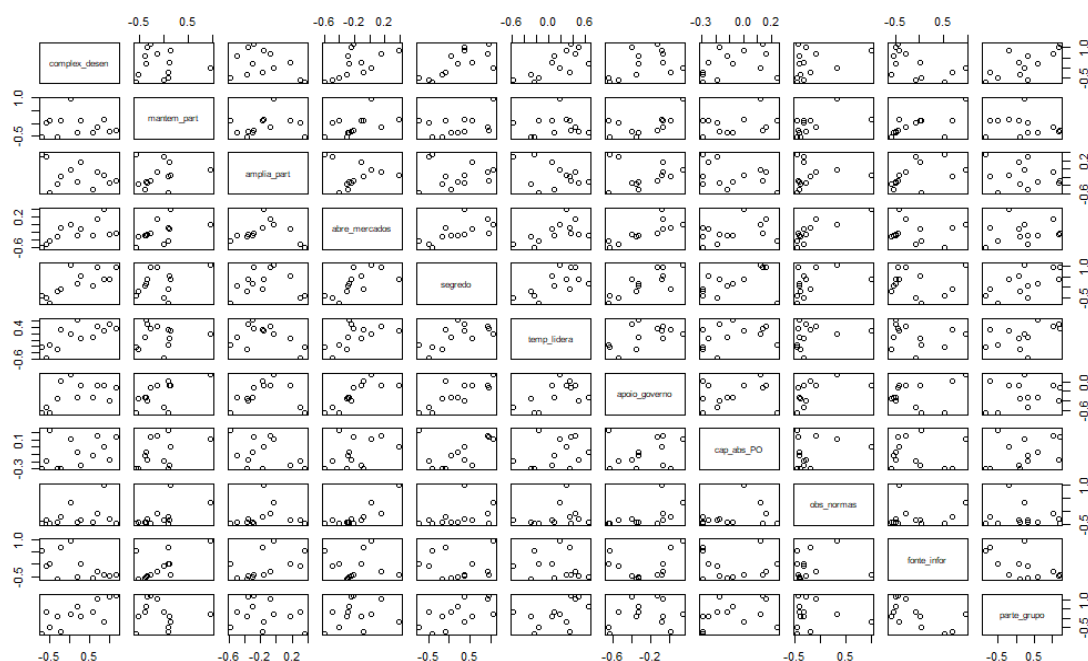
O Gráfico 1 evidencia forte dispersão da variável cap_abs_PO no cluster 1, com concentração elevada em um setor específico (serviços de P&D). A presença desse outlier amplia a variância intra-cluster e indica que o agrupamento reúne setores com intensidade tecnológica muito distinta.

Gráfico 1 - Dispersão das observações do cluster 1



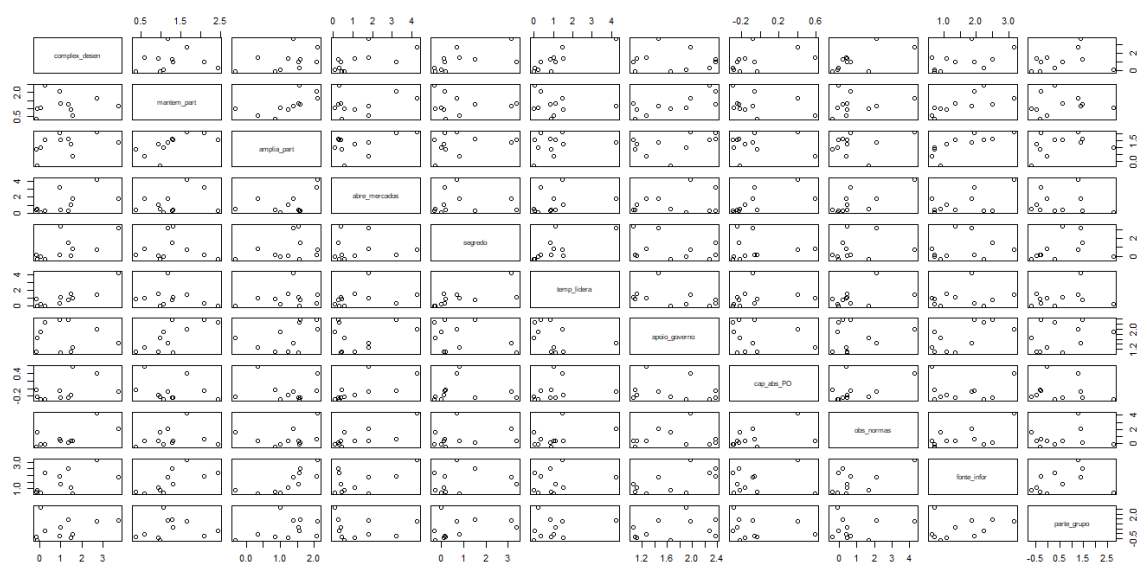
O Gráfico 2 revela menor dispersão relativa nas variáveis associadas à capacidade tecnológica, mas maior concentração em variáveis relacionadas a estratégias de mercado e proteção, sugerindo um padrão mais homogêneo do ponto de vista competitivo.

Gráfico 2 - Dispersão das observações do cluster 2



O Gráfico 3 indica dispersão relevante nas variáveis relacionadas a apoio governamental e abertura de mercado, sugerindo que a participação nesse agrupamento está associada a combinações específicas de estratégia e coordenação institucional.

Gráfico 3 - Dispersão das observações do cluster 4



É importante destacar que as variáveis de impactos da inovação no mercado – i) permite manter a participação da empresa no mercado; ii) amplia a participação da empresa no mercado; iii) permite abrir novos mercados – podem ser simultaneamente assinaladas pelas empresas. Logo, entende-se que todas essas variáveis podem ser incluídas no modelo ao mesmo tempo. O mesmo ocorre com as variáveis relacionadas a métodos de proteção não estratégicos: i) complexidade no desenho do produto; ii) segredo industrial; iii) tempo de liderança sobre os competidores.

4.2. Resultados dos modelos econométricos

4.2.1.Cluster 1

Para compreender o conjunto de variáveis explicativas do cluster 1, foram avaliados onze modelos. Entre eles, o modelo completo [1] apresenta melhor ajuste global (AIC, log-likelihood e taxa de acerto), mas a ausência

de significância dos coeficientes e a instabilidade das estimativas sugerem problemas de colinearidade. Por esse motivo, ele não é utilizado para interpretação, e a seleção foi conduzida de forma incremental com reestimação dos modelos a cada acréscimo de variável a variável e avaliação dos critérios AIC, log-likelihood e taxa de acerto.

A partir do modelo [3], procedeu-se ao acréscimo das variáveis de mercado – abertura, ampliação e manutenção. Considerando os critérios AIC, log-likelihood e taxa de acerto, foram selecionados dois modelos: abertura de mercado (modelo [7]) e manutenção de mercado (modelo [8]). Em seguida, foram incorporadas variáveis de proteção estratégica (modelo [9]), com seleção do modelo com complexidade do desenho. Por fim, foram estimadas especificações combinando variáveis abertura de mercado e complexidade do desenho (modelo [10]) e o modelo [11] com variáveis de manutenção de mercado e complexidade do desenho.

Os modelos estão sintetizados na Tabela 2, permitindo a escolha da especificação para avaliação do efeito marginal.

Tabela 2: Modelos para o cluster 1

Variáveis	Cluster 1						
	Modelo [1]	Modelo[3]	Modelo[7]	Modelo [8]	Modelo [9]	Modelo [10]	Modelo [11]
fonte_infor	-218.51 (102,829.40)	-5.12*** (1.73)	-4.91** (1.91)	-3.15 (1.96)	-7.42** (3.15)	-6.05* (3.26)	-6.77** (2.85)
amplia_part	19.99 144,712.00)						
cap_abs_PO	219.65 (356,298.70)	0.03 (0.80)	-0.04 (0.91)	0.14 (1.18)	2.96 (4.59)	8.41 (6.72)	1.93 (4.29)
segredo	61.63 (142,462.70)						
temp_lidera	-80.46 (122,329.70)						
mantem_part	28.27 (238,402.50)			-4.48 (3.30)		-7.78 (5.04)	
abre_mercados	-798.67 (192,896.80)		-9.06** (4.37)				-3.61 (5.65)
complex_desen	20.18 (50,221.50)				-5.42** (2.70)	-9.04* (5.44)	-4.56* (2.75)
parte_grupo	-134.60 (46,084.16)	-1.71** (0.71)	-1.74** (0.84)	-1.32* (0.74)	-0.53 (0.97)	0.06 (1.29)	-0.88 (1.13)
obs_normas	56.52 (182,782.70)	-1.85 (1.61)	3.02 (2.86)	-0.20 (2.15)	2.45 (2.53)	7.27 (5.35)	3.69 (3.26)
apoio_governo	375.24 (120,377.20)						
Constante	-136.12 (78,114.36)	-1.80* (0.93)	-3.27** (1.36)	-2.18** (1.08)	-2.11* (1.16)	-2.60* (1.34)	-2.60* (1.43)
N	60	60	60	60	60	60	60
AIC	24.00	37.35	33.68	37.22	29.09	27.90	30.70
Log Likelihood	0.00	-13.68	-10.84	-12.61	-8.55	-6.95	-8.35
McFadden Adj R ²	100	66.89	73.59	69.29	79.18	83.07	79.66
Hosmer-Lemeshow	1	0.85576	0.96299	0.85028	0.99921	0.71488	0.99859
Classificados corretos	100%	90%	93.33%	90%	93.33%	95%	91.67%

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01.

Log Likelihood do modelo apenas com constante: -41.05391

Pela Tabela 2, observa-se que o modelo [10] é o mais adequado para explicar a probabilidade de um setor pertencer ao cluster 1, pois apresenta o menor AIC, maior log-likelihood, maior pseudo R², maior taxa de acerto e não rejeita a hipótese nula do teste de Hosmer-Lemeshow. Os efeitos marginais, apresentados na Tabela 3, indicam que complex_desen (-0,33 pontos), fonte_infor (-0,22 pontos) e mantem_part (-0,28 pontos) reduzem a probabilidade média de participação no cluster 1.

Tabela 3: Efeito marginal médio do modelo [10] para o cluster 1

Fator	Efeito médio	SE	Z	p
cap abs PO	0.3088	0.2190	1.4102	0.1585
complex desen	-0.3318**	0.1539	-2.1554	0.0311
fonte infor	-0.2222***	0.0772	-2.8800	0.0040
mantem part	-0.2856*	0.1496	-1.9091	0.0562
obs normas	0.2669	0.1694	1.5751	0.1152
parte grupo	0.0023	0.0475	0.0489	0.9610

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

4.2.2.Cluster 2

Para compreender o conjunto de variáveis explicativas do cluster 2, foram avaliados nove modelos. Entre eles, o modelo completo [1] apresenta o melhor desempenho global, com menor critério de informação (AIC), maior taxa de acerto e maior log-likelihood. Ainda assim, para fins de parcimônia, optou-se por inserir as variáveis de forma incremental, avaliando especificações alternativas.

Entre os modelos avaliados - excluindo o modelo [1] - o modelo [4] foi escolhido como base para a etapa seguinte, por apresentar melhor desempenho relativo segundo AIC, log-likelihood e taxa de acerto. A partir do modelo [4] adicionaram-se variáveis de mercado (abertura, manutenção e ampliação). A análise dos critérios indica que tanto a abertura (modelo [5]) quanto a manutenção de mercado (modelo [6]) são relevantes. Em seguida, adicionaram-se variáveis de proteção (complexidade do desenho industrial, segredo industrial e tempo de liderança de mercado), destacando-se a importância do tempo de liderança (modelo [7]). Por fim, estimaram-se especificações combinadas: tempo de liderança e abertura (modelo [8]) e tempo de liderança e manutenção de mercado (modelo [9]). Os modelos estão sintetizados na Tabela 4 permitindo a escolha da especificação para avaliação do efeito marginal.

Tabela 4: Modelos para o cluster 2

Variáveis	Cluster 2						
	Modelo [1]	Modelo [4]	Modelo [5]	Modelo [6]	Modelo [7]	Modelo [8]	Modelo [9]
fonte infor	3.78 (2.63)	3.28** (1.40)	4.13** (1.64)	1.99 (1.61)	3.80** (1.63)	1.17 (1.64)	4.18** (1.74)
amplia part	-2.01 (2.32)						
cap abs PO	-0.89 (2.43)						
segredo	-0.44 (1.21)						
temp lidera	-0.01 (2.01)				2.21** (0.87)	3.09*** (1.15)	1.89** (0.87)
mantem part	6.68* (3.78)			3.04 (2.23)		5.17** (2.63)	
abre mercados	1.19 (4.09)		2.87* (1.48)				2.61 (2.42)
complex desen	4.69 (3.04)						
parte grupo	0.88 (1.16)	1.55** (0.64)	1.87*** (0.66)	1.55** (0.65)	1.74** (0.68)	1.37* (0.76)	1.82*** (0.68)
obs normas	-6.80** (2.95)	-2.29** (1.14)	-4.81** (1.90)	-3.15** (1.37)	-4.06*** (1.49)	-5.24*** (1.68)	-5.71** (2.27)
apoio governo	-10.36*** (3.99)	-3.71** (1.51)	-5.36*** (2.01)	-4.87** (1.92)	-5.34*** (2.02)	-7.25*** (2.62)	-6.24*** (2.36)
Constante	-3.14*** (0.95)	-2.03*** (0.54)	-2.19*** (0.55)	-2.19*** (0.59)	-2.55*** (0.65)	-2.72*** (0.71)	-2.48*** (0.61)
N	60	60	60	60	60	60	60
AIC	57.02	59.74	58.68	59.36	54.39	51.72	55.52
Log Likelihood	-16.51	-24.87	-23.34	-23.68	-21.20	-18.86	-20.76
McFadden Adj R2	47.34	20.70	25.57	24.48	34.41	39.86	33.80
p-valor - Hosmer-Lemeshow	0.0006	0.00	0.00	0.20166	0.00	0.02318	0.000
Classificados corretos	95%	85%	85%	86.67%	90%	95%	91.67%

Pela Tabela 4, observa-se que o modelo [8] é o mais adequado para explicar a probabilidade de um setor pertencer ao cluster 2, pois apresenta o menor AIC, maior log-likelihood, maior pseudo R², maior taxa de acerto e não rejeita a hipótese nula no teste de Hosmer-Lemeshow. Os efeitos marginais, apresentados na Tabela 5, indicam que apoio_governo (-0,69 pontos), obs_normas (-0,50 pontos) reduzem a probabilidade média de participação, enquanto mantem_part (+0,50 pontos), temp_lidera (+0,29 pontos) e parte_grupo (+0,13 pontos) a elevam.

Tabela 5: Efeito marginal médio do modelo [8] para o cluster 2

Fator	Efeito médio	SE	Z	p
apoio_governo	-0.6993***	0.1930	-3.6229	0.0003
fonte_infor	0.1127	0.1556	0.7243	0.4689
mantem_part	0.4985**	0.2217	2.2479	0.0246
obs_normas	-0.5058***	0.1024	-4.9383	0.0000
parte_grupo	0.1321**	0.0661	1.9992	0.0456
temp_lidera	0.2977***	0.0869	3.4270	0.0006

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

4.2.3.Cluster 4

Para compreender o conjunto de variáveis explicativas do cluster 4, foram avaliados dez modelos. Entre eles o modelo [5] apresenta um dos menores valores de AIC e maior log-likelihood. Novamente, adotou-se uma estratégia incremental, com inserção gradual de variáveis e avaliação dos critérios de seleção.

A partir do modelo [5], adicionaram-se variáveis de mercado (abertura, manutenção e ampliação), e a análise sugere que o acréscimo da abertura de mercado (modelo [8]) é relevante. Em seguida, adicionaram-se variáveis de proteção (complexidade do desenho industrial, segredo industrial e tempo de liderança de mercado), destacando-se a importância da complexidade do desenho do produto (modelo [9]). Por fim, estimou-se a combinação entre abertura de mercado e complexidade do desenho do produto (modelo [10]).

Como o cluster 4 contém menor número de setores, os resultados devem ser interpretados como caracterização associativa. A especificação foi mantida para fins comparativos. Os modelos estão sintetizados na Tabela 6.

Tabela 6 1- Modelos para o cluster 4

Variáveis	Cluster 4				
	Modelo [1]	Modelo[5]	Modelo[8]	Modelo [9]	Modelo [10]
	20.98 (114,293.30)				
fonte_infor					
	0.86 (101,145.80)				
amplia_part					
	4.02 (52,673.79)				
cap_abs_PO					
	5.95 (69,405.03)				
segredo					
	-0.96 (154,410.90)				
temp lidera					
	-40.85 (262,209.20)				
mantem_part					
	-16.41 (185,405.00)		5.94 (3.79)		82.13 (78,202.51)
abre mercados					
	16.72 (148,096.80)			1.32 (0.90)	225.55 (142,720.40)
complex desen					
	-9.15 (40,762.97)	-1.12 (0.99)	-2.13 (1.51)		-162.49 (54,530.00)
parte_grupo					
	-6.17 (97,459.63)	-0.83 (0.65)	-6.31* (3.69)	-1.93** (0.89)	-275.79 (82,458.39)
obs_normas					
	61.28 (155,752.40)	4.16*** (1.33)	5.87** (2.94)	3.83*** (1.27)	306.28 (92,123.53)
apoio_governo					
	-37.49 (42,072.88)	-2.99*** (0.95)	-3.89** (1.83)	-3.38*** (1.12)	-159.27 (53,252.69)
Constante					
N	60	60	60	60	60
AIC	24.00	23.58	20.01	22.22	12.00
Log Likelihood	-0.00	-7.79	-5.01	-7.11	-0.00
McFadden Adj R2	1	72.74	82.49	75.12	1
Hosmer-Lemeshow	1	0.40082	0.99997	0.14496	1
Classificados corretos	1	96.67%	95%	95%	1

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Log Likelihood do modelo apenas com constante: -28.58463

Pela Tabela 6, observa-se que o modelo [8] é o mais adequado para explicar a probabilidade de um setor pertencer ao cluster 4, pois apresenta o menor AIC, maior log--likelihood e maior pseudo R^2 . Os efeitos marginais, apresentados na Tabela 7, indicam que apoio_governo (+ 0,15 pontos), abre_mercados (+0,15 pontos) elevam a probabilidade média de participação, enquanto obs_normas (-0,16 pontos) e parte_grupo (-0,05 pontos) a reduzem..

Tabela 7 - Efeito marginal médio do modelo [8] para o cluster 4

Fator	Efeito médio	SE	Z	p
abre_mercados	0.1521*	0.0798	1.9047	0.0568
apoio_governo	0.1505***	0.0411	3.6599	0.0003
obs_normas	-0.1617**	0.0708	-2.2842	0.0224
parte_grupo	-0.0546*	0.0331	-1.6508	0.0988

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

4.3. Interpretações comparadas

4.3.1. Inserção internacional e importância do grupo

A origem do capital condiciona de forma diferenciada o papel do grupo empresarial nos padrões de colaboração. No cluster 2 — caracterizado por predominância de capital misto — o pertencimento a grupo empresarial aumenta a probabilidade média de participação (+13,21%). Esse resultado sugere que, nesse agrupamento, a vinculação a estruturas corporativas mais amplas funciona como mecanismo de articulação colaborativa.

No cluster 4 — majoritariamente composto por setores de capital nacional — o efeito é negativo (-5,46%), indicando menor probabilidade média de participação de setores integrados a grupos empresariais. Nesse caso, a colaboração parece ocorrer fora de estruturas corporativas amplas.

No cluster 1 — com predominância de capital internacional e forte presença de serviços de P&D — a variável não é significativa. Considerando que esse agrupamento já apresenta elevada integração internacional e articulação com empresas do grupo no exterior, o pertencimento a grupo pode estar estruturalmente internalizado no padrão de colaboração, não se configurando como fator distintivo adicional.

4.3.2. Papel do Estado

O papel do Estado na articulação colaborativa não é homogêneo, estando mais associado aos setores de capital nacional do que a setores fortemente internacionalizados. No cluster 4 — majoritariamente composto por setores de capital nacional — o apoio governamental aumenta a probabilidade média de participação (+0,15 pontos). Esse resultado sugere maior associação entre coordenação pública e padrões de colaboração nesse agrupamento.

Já no cluster 2 — de capital misto — o efeito é negativo (-0,69 pontos), indicando menor probabilidade média de participação associada ao uso de apoio governamental. No cluster 1 — predominantemente internacionalizado — o apoio governamental não é estatisticamente significativo.

Esse comportamento sugere que o apoio estatal não se associa de forma uniforme aos diferentes padrões de colaboração. A heterogeneidade dos efeitos indica que o papel do Estado na estrutura produtiva não é neutro, mas condicionado ao padrão de articulação setorial existente.

4.3.3. Estratégia de mercado e competição

No cluster 2, a manutenção de participação de mercado (+0,50 pontos) e o uso do tempo de liderança (+0,29 pontos) como mecanismo de proteção aumentam a probabilidade média de participação. Considerando que esse cluster reúne setores industriais com presença de capital misto, os resultados sugerem um padrão de colaboração associado à consolidação de posições competitivas já estabelecidas.

No cluster 4, composto majoritariamente por setores de capital nacional, a abertura de novos mercados (+0,15 pontos) aumenta a probabilidade média de participação. Esse resultado indica que a colaboração nesse agrupamento está associada a uma estratégia de expansão mercadológica.

Já no cluster 1, predominantemente internacionalizado e com forte presença de serviços intensivos em conhecimento, tanto a manutenção de mercado (-0,28 pontos) quanto a complexidade do desenho industrial (-0,33 pontos) reduzem a probabilidade média de participação. Esse padrão sugere que a colaboração nesse agrupamento não está associada a estratégias defensivas tradicionais, mas a dinâmicas organizacionais distintas.

Os resultados indicam que os padrões de colaboração se associam a estratégias competitivas distintas — manutenção, proteção ou expansão — refletindo posicionamentos setoriais diferenciados na estrutura produtiva.

4.3.4. Capacidade tecnológica

Embora o cluster 1 concentre a maior parcela dos dispêndios em P&D (51,8%) e apresente forte presença de serviços intensivos em conhecimento, a *proxy* de capacidade de absorção não se mostrou estatisticamente significativa nos modelos finais.

Esse resultado sugere que, nos setores predominantemente internacionalizados e tecnologicamente intensivos, a intensidade de pessoal em P&D não é o principal fator distintivo da participação no padrão de colaboração identificado. A articulação colaborativa pode estar associada a outras dimensões organizacionais e estruturais já internalizadas nesses setores.

Nos clusters 2 e 4, a capacidade de absorção também não se mostrou determinante, indicando que os padrões de colaboração parecem mais associados à estrutura de capital, às estratégias competitivas e à relação com o Estado do que à intensidade tecnológica isolada.

5. Considerações finais

Este artigo analisou a associação entre composição setorial, origem do capital e padrões de colaboração para inovação no Brasil. Os resultados indicam que a colaboração não opera como mecanismo homogêneo de coordenação inovativa, mas é condicionada pela heterogeneidade estrutural da economia brasileira, expressa tanto nas dinâmicas tecnológicas setoriais quanto na organização do capital.

A estimação dos modelos logísticos evidenciou que variáveis como pertencimento a grupo empresarial, apoio governamental, impactos mercadológicos da inovação e estratégias de proteção tecnológica afetam de forma diferenciada a probabilidade média de participação nos distintos agrupamentos. Observa-se que setores com maior presença de capital internacional apresentam perfil distinto daqueles predominantemente nacionais, enquanto os setores de capital misto ocupam posição intermediária. Essa diferenciação sugere que a colaboração é mediada por arranjos organizacionais e institucionais específicos, e não apenas por imperativos tecnológicos genéricos.

Sob a lente da literatura de trajetórias tecnológicas, tais diferenças são consistentes com a ideia de que regimes tecnológicos distintos implicam fontes de conhecimento, mecanismos de apropriabilidade e intensidade de interação externa também distintos (Pavitt, 1984). Setores cuja base de conhecimento é mais cumulativa e articulada a redes globais tendem a apresentar padrões colaborativos diversos daqueles ancorados em dinâmicas produtivas mais locais.

Ao mesmo tempo, a literatura de cadeias globais de valor e redes globais de inovação contribui para interpretar a colaboração como mecanismo de articulação entre contexto internacional e capacidades domésticas. Contudo, os resultados sugerem que essa articulação é filtrada pelas estruturas nacionais — composição setorial, origem do capital e organização produtiva — reforçando a perspectiva de que a inserção internacional não produz efeitos homogêneos sobre as firmas, mas interage com características locais preexistentes.

Em síntese, os achados indicam que os padrões de colaboração para inovação refletem a segmentação estrutural da economia brasileira, mais do que um comportamento inovativo uniforme. Dessa forma, a colaboração não deve ser concebida como mecanismo neutro ou automaticamente virtuoso, mas como instrumento cuja efetividade depende da estrutura produtiva, da configuração organizacional e do ambiente institucional no qual está inserida.

Como limitação, a análise é setorial e o número de eventos em alguns clusters restringe a complexidade das especificações; por isso, os resultados não são interpretados como inferência causal.

Referências bibliográficas

ARAÚJO, C. G. Padrões de colaboração para a inovação em setores da indústria de transformação e de serviços brasileiros por origem de capital. 2024. 175 f. **Tese (Doutorado em Política Científica e Tecnológica)** – Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Campinas, 2024. Disponível em: [Terminal RI - Sophia Biblioteca Web](#). Acesso em: 16 fev. 2026.

ARAÚJO, C. G. The Interactive Approach of Global Value Chains, National Innovation System, and Firms' Dynamic Capabilities and the Brazilian Case. In: PFEIFER, A.; OLIVEIRA, A. J.; NUNES, A. F.; PLONSKI, G. A. (org.). **The International Dimension of Science, Technology and Innovation**. São Paulo: Com-Arte, 2025. cap. 8.

BARNARD, H.; CHAMINADE, C. Global Innovation Networks: towards a taxonomy. **Circle.Lu.Se**, n. 2011, p. 58, 2011.

CASTALDI, C.; DOSI, G.; PARASKEVOPOULOU, E. *Path dependence in technologies and organizations: a concise guide*. Pisa: Scuola Superiore Sant'Anna, Laboratory of Economics and Management (LEM), 2011. (LEM Working Paper Series, n. 2011/12).

COHEN, W. M.; LEVINTHAL, D. A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. **Administrative Science Quarterly**, v. 35, n. 1, p. 128, 1990.

ERNST, D.; KIM, L. Global Production Networks, Knowledge Diffusion, and Local Capability Formation. **Research Policy**, 31 (8-9), pp. 1417-1429, 2002

GEREFFI, G.; HUMPHREY, J.; STURGEON, T. The governance of global value chains. **Review of International Political Economy**, v. 12, n. 1, p. 78–104, 2005.

IBGE. **PINTEC - Vários anos**. Disponível em: [Pesquisa de Inovação | IBGE](#)

JUROWETZKI, R.; LEMA, R.; LUNDVALL, B. Combining Innovation Systems and Global Value Chains for Development: Towards a Research Agenda. **The European Journal of Development Research**, Palgrave Macmillan; European Association of Development Research and Training Institutes (EADI), vol. 30(3), pages 364-388, 2018.

LEMA, R.; PIETROBELLI, C.; RABELLOTTI, R. Global Value Chains and Innovation Systems. **59° Riunione Scientifica Annuale della Società Italiana degli Economisti**, 2018.

OCDE. **Open innovation in global networks**. 2008. Disponível em: [Open Innovation in Global Networks | OECD iLibrary \(oecd-ilibrary.org\)](#)

PAVITT, K. Sectoral patterns of technical change: towards a taxonomy and a theory. **Science Policy Research Unit**, 1984.

PIETROBELLI, C. E RABELLOTTI, R. Global Value Chains Meet Innovation Systems: Are There Learning Opportunities for Developing Countries? **World Development**, vol. 39, Issue 7, 2011.

SCHUMPETER, J. A. Capitalism, Socialism and Democracy, 1942.

WOOLDRIDGE, J. M. Introdução à econometria: uma abordagem moderna. **Michigan State University**, 2010.