

III PRÊMIO FIESP DE ECONOMIA INDUSTRIAL
Política Industrial e Tecnológica
(Mestrado)



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
Instituto de Economia

Paulo Henrique Resende

**O Setor Farmacêutico na era da IA: Uma análise de Redes
de Tecnologia e Propriedade**

**The Pharmaceutical Sector in the Age of AI: An Analysis
of Technology and Ownership Networks**

Campinas
2025

Paulo Henrique Resende

**O Setor Farmacêutico na era da IA: Uma análise de Redes de
Tecnologia e Propriedade**

Dissertação apresentada ao Instituto de Economia
da Universidade Estadual de Campinas como parte
dos requisitos para a obtenção do título de Mestre
em Ciências Econômicas.

Orientador: Prof. Dr. Celio Hiratuka

Este trabalho corresponde à versão final da
Dissertação defendida por Paulo Henrique
Resende e orientada pelo Prof. Dr. Celio
Hiratuka.

Campinas
2025

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP)
Biblioteca do Instituto de Economia
Luana Araujo de Lima - CRB 8/9706

R311s Resende, Paulo Henrique, 1997-
O setor farmacêutico na era da IA : uma análise de redes de tecnologia e propriedade / Paulo Henrique Resende. – Campinas, SP : [s.n.], 2025.

Orientador: Célio Hiratuka.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Instituto de Economia.

1. Inteligência artificial. 2. Economia da saúde. 3. Indústria farmacêutica. 4. Trajetórias tecnológicas. 5. Redes complexas. 6. Análise de redes (Planejamento). I. Hiratuka, Célio, 1970-. II. Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP). Instituto de Economia. III. Título.

Informações complementares

Título em outro idioma: The pharmaceutical sector in the age of AI : an analysis of technology and ownership networks

Palavras-chave em inglês:

Artificial intelligence

Health economics

Pharmaceutical industry

Technological trajectories

Complex networks

Network analysis (Planning)

Área de concentração: Teoria Econômica

Titulação: Mestre em Ciências Econômicas

Banca examinadora:

Célio Hiratuka [Orientador]

Marco Antonio Vargas

Vinícius Eduardo Ferrari

Data de defesa: 13-02-2025

Programa de Pós-Graduação: Ciências Econômicas

Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS)

ODS: 3. Saúde e bem-estar

ODS: 9. Inovação e infraestrutura

Identificação e informações acadêmicas do(a) aluno(a)

- ORCID do autor: <https://orcid.org/0000-0002-9238-3023>

- Currículo Lattes do autor: <http://lattes.cnpq.br/1680478436140428>

Prof. Dr. Celio Hiratuka - PRESIDENTE
Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP)

Prof. Dr. Marco Antonio Vargas
Universidade Federal Fluminense (UFF)

Prof. Dr. Vinícius Eduardo Ferrari
PUC-Campinas

A ata da defesa com as respectivas assinaturas dos membros encontra-se no SIGA/Sistema de Fluxo de Dissertação/Tese e na Secretaria de Pós-graduação do Instituto de Economia.

Dedicatória

Agradecimentos

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

Resumo

A inteligência artificial compreende uma ampla gama de tecnologias que têm promovido grandes transformações em diversos setores da economia. O setor farmacêutico, um dos mais importantes e lucrativos da sociedade, tem sido particularmente impactado por este paradigma tecnológico, devido não somente ao rápido aumento da disponibilidade de dados e da digitalização de processos, mas também à generalidade das tecnologias de inteligência artificial, capazes de prover uma ampla gama de soluções para diversos nichos de mercado do setor farmacêutico. Assim sendo, se colocou como objetivo deste trabalho analisar a incorporação da inteligência artificial no setor farmacêutico, a partir do mapeamento de trajetórias tecnológicas no setor, analisando o aspecto tecnológico, isto é, das patentes, e o corporativo, das participações acionárias e eventos de F&A. O trabalho é baseado em duas proposições centrais: a inteligência artificial tem inserção tecnológica considerável, e consistente, no setor farmacêutico; as capacitações dinâmicas têm efeitos significativos sobre a evolução da tecnologia e da estrutura de mercado, na trajetória tecnológica. Para a verificação das proposições, utilizou-se a análise de caminho principal à rede de citação de patentes de inteligência artificial, restritas ao setor farmacêutico, combinada a rede de propriedade corporativa das firmas detentoras das patentes. A análise da rede de citação de patentes revelou uma grande variedade de aplicações de inteligência artificial, que se desenvolveram de forma independente, para diferentes nichos do setor farmacêutico. Além disso, é um pequeno excerto de patentes centrais que consolida, de fato, a trajetória tecnológica, sendo parte considerável das patentes supérflua, obsoleta ou que ainda se encontra em fases iniciais de seu desenvolvimento. A principal trajetória tecnológica encontrada, do uso de inteligência artificial para tratamento de diabetes, mostrou como mesmo firmas pequenas podem desempenhar um papel fundamental na inovação, competindo pelo domínio tecnológico da trajetória, mas que este processo é afetado pela atividade inovativa das firmas pioneiras, e por F&A no setor, que visam a integração de competências, ativos intangíveis e conhecimentos complementares presentes nestas firmas, levando à monopolização do setor. Os resultados sugerem uma atual fase de transição do paradigma, entre as fases transitória e específica, com a corrente consolidação de diversos produtos e modelos dominantes, sobretudo para a trajetória tecnológica do tratamento de diabetes, protegidos por direitos de patente. A introdução de disrupções e a consolidação de novos modelos dominantes no futuro ainda é, porém, uma possibilidade que não é capturada pelo estudo.

Palavras-chave: Inteligência Artificial; Economia da Saúde; Indústria Farmacêutica; Trajetórias Tecnológicas; Redes Complexas; Análise de Redes.

Abstract

Artificial Intelligence encompasses a wide range of technologies that have led to major transformations in various sectors of the economy. The pharmaceutical sector, one of the most important and profitable in society, has been particularly impacted by this technological paradigm, not only due to the rapid increase in the availability of data and the digitization of processes, but also to the widespread use of artificial intelligence technologies, capable of providing a wide range of solutions for niche markets in the pharmaceutical sector. The aim of this study is, therefore, to analyze the incorporation of artificial intelligence in the pharmaceutical sector, by mapping technological trajectories in the sector, analyzing both the technological aspect, using patent data, and the corporate aspect, using data on shareholding and M&A operations. This work is based on two central hypotheses: artificial intelligence has considerable and consistent technological insertion in the pharmaceutical sector; dynamic capabilities have significant effects on the evolution of technology and market structure in the technological trajectory. In order to verify the hypotheses, main path analysis of the artificial intelligence patent citation network was employed, restricted to the pharmaceutical sector, and combined with the corporate property network of the patent-holding firms. The analysis of the patent citation network revealed a wide variety of artificial intelligence applications that have developed independently for different niches in the pharmaceutical sector. Furthermore, it is a small number of central patents that actually consolidate the technological trajectory, with the majority of patents being superfluous, obsolete or still in the early stages of development. The main technological trajectory found, the use of artificial intelligence for the treatment of diabetes, showed how even small firms can play a fundamental role in innovation, competing for technological dominance in the trajectory, but that this process is also subject to pioneer innovation activity, and M&A in the sector, which aim to integrate the skills, intangible assets and complementary knowledge present in these firms, leading to monopolization of the sector. The results suggest a current phase of paradigm transition, between the transitional and specific phases, with the current consolidation of several dominant products and models, especially for the technological trajectory of the treatment of diabetes, protected by patent rights. The introduction of disruptions and the consolidation of new dominant models in the future is still a possibility, however, and was not captured by the study.

Keywords: Artificial Intelligence; Health Economics; Pharmaceutical Industry; Technological Trajectories; Complex Networks; Network Analysis.

Lista de Figuras

1	Esquema representativo das Capacitações Dinâmicas.	21
2	Classificação dos ativos.	23
3	Ciclo de vida da patente (simplificado).	26
4	Competência de Propriedade	29
5	Fases da dinâmica da inovação.	31
6	Trajетórias Tecnológicas Concorrentes	32
7	Esquema ilustrativo do CEIS.	45
8	Esquema de combinação de parâmetros de busca.	49
9	Figura esquematizando a forma de contagem dos pesos na SPLC.	53
10	SPC (esquerda) e SPLC normalizado (direita) em rede aleatória com $n = 15$. . .	54
11	Exemplo simplificado de trajetória tecnológica.	55
12	Rede Completa de Citação de Patentes de IA no Setor Farmacêutico. Fonte: autoria própria.	57
13	Evolução da Rede de Citação de Patentes de IA do Setor Farmacêutico. Fonte: autoria própria.	58
14	Rede Completa de Patentes de IA no Setor Farmacêutico por Classificação IPC. Fonte: autoria própria.	60
15	Dez maiores componentes da rede de citação de patentes	64
16	Caminhos principais obtidos pelo método de rotas-chave.	64
17	Evolução da TT de Diabetes com IA	66
18	Áreas do Componente de Tratamento de Diabetes	67
19	TT de Tratamento de Diabetes com IA.	69
20	Ataque para delimitação dos <i>hubs</i> de citação da rede.	92
21	<i>Bootstrapping</i> do cálculo de γ para diferentes X_{min} e para $X_{min} = 1$	94
22	Distribuições de grau de entrada (a) e de grau total (b).	94
23	Distribuição do Grau de Entrada por diversas funções.	95

Lista de Tabelas

1	Variáveis das patentes na base PATSTAT	49
2	Companhias com maior número de patentes de IA do setor farmacêutico. . . .	61
3	Patentes com maiores resultados de SPLC na rede completa.	63
4	Patentes no Caminho Principal de Tratamento de Diabetes	68
5	Teste de ajuste por lei de potência	93

Lista de Abreviaturas e Siglas

CEIS 4.0	Complexo Econômico-Industrial da Saúde 4.0
EPO	Escritório Europeu de Patentes
F&A	Fusão e Aquisição
IA	Inteligência Artificial
INPI	Instituto Nacional da Propriedade Industrial
OECD/OCDE	Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico
P&D	Pesquisa e Desenvolvimento
PI	Propriedade Intelectual
TCD	Teoria das Capacitações Dinâmicas
TICs	Tecnologias de Informação e Comunicação
TT	Trajetória Tecnológica
USPTO	Escritório Americano de Marcas e Patentes
VBR	Visão Baseada em Recursos
WIPO	Organização Mundial da Propriedade Intelectual

Sumário

Introdução	13
Capítulo 1. Inovação e Evolução Tecnológica: uma Leitura Evolucionária	18
1.1. Inovação e Capacitações Dinâmicas	18
1.2. Inovação e Direitos de Propriedade	22
1.3. Trajetórias Tecnológicas	29
Capítulo 2. O Setor Farmacêutico e a Inteligência Artificial	36
2.1. O Setor Farmacêutico	36
2.2. A Inteligência Artificial	40
2.3. A Indústria Farmacêutica 4.0 e a IA	44
Capítulo 3. Metodologia	48
3.1. Construção da Base Patentes	48
3.2. Redes de Citação de Patentes	50
Capítulo 4. Resultados	56
Capítulo 4.1. Rede Completa de Patentes	56
Capítulo 4.2. Nichos e Trajetórias Tecnológicas	62
Capítulo 4.3. Tratamento de Diabetes com IA	65
Considerações Finais	73
Apêndice A - Termos para Busca de Patentes de Inteligência Artificial	87
Apêndice B - Código para Busca de Patentes de IA no Setor Farmacêutico	88
Apêndice C - Redes Livres de Escala	91

Introdução

O setor da saúde tem papel de destaque na sociedade, constituindo um dos pilares das políticas de estado modernas e um dos setores mais lucrativos da economia. Seu destaque foi ainda mais elevado durante a pandemia de COVID-19, durante a qual governos, empresas e órgãos nacionais e internacionais uniram esforços para sanar a crise sanitária. Um dos problemas que vieram à tona durante o enfrentamento conjunto da pandemia foi relativo à Propriedade Intelectual (PI). Tietze *et al.* (2020) demonstram como a PI pode representar um obstáculo durante uma mobilização conjunta para o enfrentamento de uma crise sanitária, e como estes direitos de propriedade foram flexibilizados com esse objetivo. Apesar disso, a literatura trata a PI como um incentivo institucional indispensável à inovação.

Esse contexto revela uma importante dinâmica relacionando o setor da saúde com os direitos de PI. É importante destacar que o setor de saúde compreende uma ampla gama de elementos, serviços e indústrias que permeiam diversos e distintos mercados. O setor da saúde pode ser dividido em três grandes grupos: o grupo da indústria, que inclui a manufatura de medicamentos, materiais e equipamentos, o grupo de serviços e assistência médica (Gadelha; Gimenez *et al.*, 2023), e o grupo das tecnologias de informação e conectividade. Hiratuka e Sarti (2021) conferem importância especial para os ativos intangíveis na corporação moderna e, em especial, nas indústrias farmacêutica e de tecnologia de informação e comunicação, uma vez que nestas os ativos intangíveis são utilizados de forma mais significativa para reforçar lucros extraordinários, valor de mercado da firma e barreiras contra a entrada de concorrentes em seus respectivos mercados. Rikap (2021) descreve, nesse sentido, como grandes corporações transformam conhecimento em ativos intangíveis, permitindo que se monopolize ganhos em renda e o acesso contínuo a conhecimentos e tecnologias subsequentes, permitindo também que se controle a organização e a produção de determinadas indústrias.

Há uma grande variedade de ativos que podem ser classificados como intangíveis. Dentre estes, aqueles que são identificáveis e não-financeiros são chamados de Propriedade Intelectual (PI) e incluem patentes, direitos de marca, direito autoral, segredos comerciais etc. (Cohen, 2011). Neste trabalho, é dado enfoque às patentes dentro do universo de ativos intangíveis da firma que atua na indústria farmacêutica. Essa escolha é motivada, em primeiro plano, pela importância mais elevada que as patentes têm na indústria farmacêutica em comparação com outras indústrias (Cockburn; Long, 2015). Grabowski (2002) sugere que essa particularidade ocorre devido aos custos de inovação serem muito altos, enquanto os custos de imitação são baixos nessa indústria. Em outras palavras, as patentes seriam uma forma de garantir renda de uma inovação e evitar os problemas de *free-riding*, garantindo uma atuação monopolística para as firmas proprietárias das patentes.

Ainda no contexto da PI, há um elemento de destaque para o setor farmacêutico: a Inteligência Artificial (IA). Embora seja desafiador definir de forma objetiva e inequívoca o que é a IA, optou-se por utilizar, neste trabalho, a definição dada em WIPO (2019), que considera como IA um sistema ou um algoritmo com capacidade de executar, de forma cada vez mais eficiente, tarefas tipicamente feitas por humanos, mesmo sem interferência humana significativa nesse processo.

A IA vem sendo apontada como um grande motor de transformação no setor da saúde, sendo entendida como uma ferramenta capaz de criar mudanças paradigmáticas em diversas aplicações, rotinas e sistemas do setor [(Jiang *et al.*, 2017); (Rajpurkar *et al.*, 2022); (Yu; Beam; Kohane, 2018)]. A crescente incorporação de Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) reconfigurou o setor da saúde, que passou a abrigar, além dos subsistemas das indústrias e dos serviços, o subsistema da informação e conectividade (Gadelha; Gimenez *et al.*, 2023), trazendo ao setor tecnologias como a IA, o 5G, o *big data*, a IoT (*internet of things*) etc., constituindo o chamado Complexo Econômico-Industrial da Saúde 4.0 (CEIS 4.0).

De forma mais ampla, a crescente incorporação de Tecnologias de Informação e Comunicação (TICs) promoveu uma grande transformação do setor da saúde, induzindo uma reconfiguração do setor, que passou a abrigar, além dos subsistemas das indústrias e dos serviços, o subsistema da informação e conectividade. Com isso, a aplicação de IA na área da saúde vêm se diversificando rapidamente, e até mesmo assumindo funções em que não se pensava ser possível substituir o agente humano, desde processamento de dados e automação

de processos administrativos até aprimoramento de exames de imagem, suporte em diagnósticos e recomendação de tratamentos.

As possibilidades aumentam a medida em que o volume de dados acumulados cresce no setor, e a incorporação da IA em todos os subsetores da saúde já é realidade. O levantamento feito por Shaheen (2021) lista as principais categorias de aplicações da IA na área da saúde: descoberta acelerada de novos medicamentos e repropositagem de medicamentos antigos; aprimoramento substancial dos processos de pesquisa clínica com o uso de algoritmos de gerenciamento, análise e coleta de dados, além do compartilhamento internacional de dados em larga escala; assistência médica para prevenção de doenças, aconselhamento genético, recomendação de tratamentos e acompanhamento utilizando dados instantâneos e históricos do paciente.

Dessa forma, a inteligência artificial se coloca como um novo conjunto de tecnologias com grande potencial de transformação no setor farmacêutico, sendo este estudo uma tentativa de compreender como essas tecnologias vêm sendo criadas, geridas e incorporadas ao setor. Em WIPO (2019), sugere-se que uma forma adequada de rastrear tendências e trajetórias tecnológicas da IA é por meio da análise das patentes publicadas na área. Para Dosi (1993), a trajetória tecnológica é um conjunto de avanços incrementais que são feitos num mesmo paradigma tecnológico, conjunto esse que pode ser rastreado acompanhando as atividades de patenteamento ao longo do tempo. Dentro dessa lógica, as trajetórias tecnológicas caducam e dão lugar a mudanças de paradigma, momento a partir do qual as patentes que constituem uma trajetória tecnológica deixam de receber citações de patentes mais recentes.

Nesse sentido, analisar a evolução das patentes de tecnologias relacionadas à IA, no setor farmacêutico e ao longo do tempo, permite compreender, dentre outras coisas: as tendências tecnológicas envolvendo o uso de IA em aplicações na indústria farmacêutica; as trajetórias tecnológicas constituídas pelas patentes mais significativas dessa área; a posição ocupada pelas firmas proprietárias destas tecnologias em relação às trajetórias tecnológicas; parte das estratégias empregadas por estas firmas para o controle e monopolização de tecnologias. Os dois últimos pontos, em especial, são apontados por Tigre (2005) no contexto da pluralidade de ambientes de seleção: uma trajetória tecnológica não pode ser compreendida somente por fatores técnicos, mas deve incorporar outros elementos, como as estruturas de mercado, a regulamentação, a concorrência e outros elementos relacionados à firma

Para abordar esses pontos optou-se pela análise de redes de citação de patentes e redes de propriedade. A primeira parte da abordagem utiliza os dados de citação de patentes ao longo do tempo e, atribuindo importância às patentes e às citações em proporção à sua participação na constituição de cadeias de citação entre diversas patentes, permite identificar trajetórias tecnológicas (TTs) [Verspagen (2007) e Watanabe e Takagi (2021)], utilizando o método da análise de caminho principal proposto por Hummon e Doreian (1989), Batagelj (2003), Verspagen (2007), baseado nas implementações feitas por Liu e Lu (2012) e Cho, Liu e Ho (2021). Nessa abordagem considera-se que a IA, representante de uma mudança de paradigma (BOHR, 2020) que vem sendo construída consistentemente há algumas décadas, forma trajetórias tecnológicas em diferentes campos e que se encontram em diferentes fases de maturação. Na segunda parte da abordagem, lança-se luz sobre a discussão das estratégias, recursos e competências utilizadas pelas firmas proprietárias para firmar sua posição nessas trajetórias tecnológicas, utilizando para esse fim as redes de propriedade corporativa, que guardam relação intrínseca ao fluxo de conhecimento econômico [(Glattfelder, 2010); (Abreu, 2018); (Sorenson; Rivkin; Fleming, 2006)]

Para obter as patentes de IA no setor farmacêutico, utilizou-se como base de busca os protocolos definidos por Leusin *et al.* (2020), que elenca uma série de palavras-chave para título/resumo da patente de IA, baseados em WIPO (2019). O protocolo foi então utilizado na base de dados *PATSTAT (Autumn 2023)* para obter citações de patentes de diversos escritórios de patentes presentes na base (como EPO, USPTO etc.), baseadas nas datas de publicação da patente citada e da patente citante. Além disso, também foram extraídos os dados de título, país de publicação, classificações IPC de ambas as patentes e os nomes dos depositantes das patentes. Para restringir as patentes encontradas ao setor farmacêutico, utilizou-se a definição da OCDE (2013), baseada na tabela de concordância de WIPO (2019), que considera como patentes farmacêuticas as pertencentes à classe IPC A61K, com exceção da classe A61K/8 (cosméticos). As informações de mercado de algumas dessas firmas, como valor de mercado, margens de lucro, escala e portfólio de ativos intangíveis e propriedades intelectuais foram obtidas na base de dados Orbis (MOODY'S, 2024).

Assim, o estudo divide-se em quatro partes, além da introdução. No primeiro capítulo são trabalhados os conceitos de inovação, propriedade intelectual e trajetórias tecnológicas como elementos teóricos que comporão o pano de fundo das discussões deste trabalho, discutindo-os à luz das tecnologias de inteligência artificial. Além disso, é apresentado o conceito de

controle de conhecimento, por meio de patentes e propriedade corporativa, como um elemento importante na dinâmica de constituição das trajetórias tecnológicas no setor. No segundo capítulo é feita uma descrição do setor da saúde, dando ênfase ao setor farmacêutico, à forma e ao papel da inovação e da propriedade intelectual para as empresas do setor no contexto das tecnologias de inteligência artificial. Também é apresentado um breve histórico da inteligência artificial, seus principais aspectos, componentes e desafios, além de sua inserção no contexto da Indústria 4.0 e do setor farmacêutico. No terceiro capítulo é apresentada a metodologia de pesquisa, que se divide em duas partes, a saber, a construção da base de dados; análise de caminho principal das citações de patente, e as redes de propriedade, como ferramentas para identificar e descrever a evolução de TTs. No quarto capítulo é feita a implementação dos métodos descritos no capítulo anterior, construindo e descrevendo a rede de citação de patentes, as TTs e a dinâmica entre as companhias proprietárias das tecnologias.

Dessa forma, coloca-se como objetivo geral do trabalho descrever a implementação da IA no setor farmacêutico por meio da análise de patentes e de propriedade, a partir das hipóteses de que as redes de citação de patentes representam, efetivamente, o conhecimento tecnológico revelado, e que as redes de propriedade têm um papel fundamental em relação ao fluxo de conhecimento tecnológico (e de mercado) não-revelado, sendo ambas fundamentais para as estratégias corporativas. Para tal, colocam-se também alguns objetivos específicos, a saber, delimitar as principais trajetórias tecnológicas do paradigma da IA no setor farmacêutico por meio da análise de citações de patentes; analisar as posições ocupadas por firmas e organizações nestas trajetórias tecnológicas por meio da propriedade intelectual (portfólio de patentes); analisar as posições das principais firmas e organizações nas redes de propriedade corporativa da trajetória tecnológica, utilizando dados de participação acionária; indicar e inferir estratégias corporativas, de criação e controle de conhecimento e de tecnologias, nas trajetórias encontradas. Com isso, gera-se uma contribuição para a literatura ao lançar luz tanto sobre a evolução da implementação de tecnologias de IA, na área da saúde, sob a perspectiva das patentes, quanto sobre estratégias praticadas por corporações para criar e controlar o uso do conhecimento nesse setor.

Capítulo 1. Inovação e Evolução

Tecnológica: uma Leitura Evolucionária

1.1. Inovação e Capacitações Dinâmicas

Segundo Schumpeter (1912), as inovações são novas combinações de materiais, técnicas e forças produtivas que irrompem o fluxo circular da economia, promovendo lucros extraordinários temporários para uma firma e levando todo o sistema a um novo patamar, em um nível mais alto de riqueza. Dessa forma, as várias formas de inovação são consideradas o motor do desenvolvimento econômico, podendo tomar várias formas: novos produtos, novos mercados, novos métodos de produção, novas fontes de recursos e novas formas de organização da indústria. Também é indispensável, para o fim de discutir a natureza da inovação, esclarecer a distinção entre *inovação* e *invenção*: trata-se como *invenção* qualquer novo produto, novo método produtivo etc, porém a tradição *Schumpeteriana* confere importância secundária às invenções, visto que estas são, por si próprias, irrelevantes economicamente. A *inovação*, por outro lado, é justamente o tipo de atividade que leva invenções, técnicas produtivas e recursos à relevância material, combinando estes elementos na forma de atividade econômica e, efetivamente, reduzindo custos, criando mercados, atendendo a demandas dos consumidores etc. Isto é, enquanto a invenção tem caráter puramente científico e tecnológico, e inovação é mais abrangente e tem caráter mercadológico e econômico, sendo fruto do vislumbre, pelo empresário¹, de uma oportunidade momentânea de obter, possivelmente, lucros extraordinários.

A inovação, porém, não seria apenas uma forma direta de garantir uma proteção monopolística temporária contra concorrentes, que eventualmente copiam ou superam a

¹De maneira análoga e complementar, (Kirzner, 1986(1973)) coloca o empresário como um agente que reage a uma oportunidade de lucro, isto é, que introduz a inovação quando um método lucrativo de produção, a tecnologia e o fluxo de poupança necessários estão todos disponíveis simultaneamente.

inovação da firma pioneira, mas um meio efetivo de sustentar uma trajetória de acumulação (Schumpeter, 1961 (1942)). Ou seja, do ponto de vista da concorrência capitalista, a inovação é gerada de forma endógena, sendo um aspecto do processo de enfrentamento entre os detentores do capital, que atuam com um ímpeto fundamentalmente monopolista. A despeito disso, o processo que segue a inovação é o da difusão, ou seja, a incorporação ou cópia da inovação pelas firmas concorrentes, fenômeno que dissipa a expectativa de lucros extraordinários da firma inovadora a medida em que se consolida, em um processo do tipo *market clearing*.

O mercado aqui estudado, o setor farmacêutico que incorpora a inteligência artificial, configura um interessante exemplo sobre como a inovação e os processos concorrenciais tomam forma em um ambiente consideravelmente heterogêneo. Como veremos mais adiante, este setor é composto por uma abundância de firmas de diferentes tamanhos, modelos de negócio e estruturas internas de organização, o que se reflete em grande diversidade horizontal e vertical. Sobre isso, Steindl (1945) já havia apontado que a análise tradicional *marshalliana* da firma era incapaz de incorporar alguns elementos fundamentais da dinâmica setorial, como a heterogeneidade de estruturas de custos, da capacidade e formas de concorrência, e das estruturas de mercado. Isto é, uma abordagem do tipo "*one size fits all*" seria incapaz de capturar elementos singulares de cada mercado, e em cada ponto no tempo. Para Steindl, o progresso técnico é um dos principais elementos que gera assimetrias de custo, que por sua vez promovem mudanças na estrutura do mercado, justificando assim a heterogeneidade estrutural e a existência de monopólios. A existência da grande corporação, de igual modo, seria um mecanismo na dinâmica concorrencial para promover uma estrutura com custos operacionais e custos de transação reduzidos, induzindo a verticalização industrial.

Sobre a inovação dentro do processo concorrencial, em Steindl (1945) e Steindl (1976) esta é apresentada como um dos elementos determinantes dos diferenciais de custo entre empresas marginais (*price-takers*, seguidoras de mercado) e empresas progressistas (pioneiras, líderes de mercado). A P&D seria um dos mecanismos para, afetando a estrutura de custos, inviabilizar a concorrência e eliminar as empresas marginais do mercado, em um processo financiado pela própria capacidade de acumulação da grande firma. Porém, alguns aspectos fundamentais para compreender a concorrência no contexto do monopólio intelectual acabam por não serem abordados no modelo de Steindl, a saber, as inovações

disruptivas (*schumpeterianas*), a importância do financiamento externo à firma e a manipulação da estrutura de propriedade de ativos e corporativa.

Para abordar essa questão, faz-se necessário introduzir, principalmente, elementos da tradição *neoschumpeteriana* para estabelecer uma estratégia de pesquisa capaz de explicar o processo de concorrência entre firmas atuantes na indústria farmacêutica. O ponto de partida é considerar a firma como mais do que uma mera unidade administrativa da produção: a firma é uma ação coordenada entre indivíduos e grupos; a firma é uma instituição inserida num contexto político, social e jurídico; e a firma é um arranjo institucional que reduz assimetrias e custos de transação (Tigre, 2005). Dessa forma, a atuação da firma no contexto de um processo dinâmico e evolutivo de concorrência deve ser visto a partir da ampla gama de elementos que constituem a firma. Opta-se, para esse fim, lançar mão de elementos da Teoria das Capacitações Dinâmicas (TCD), em particular na concepção proposta em Teece, Pisano e Shuen (1997) e Teece (2019).

Segundo a TCD, apoiando-se na visão neo-schumpeteriana da firma e em elementos da visão baseada em recursos (VBR) (Penrose, 2009), as capacitações (ou capacidades) das firmas, que podem ser entendidas como suas vantagens competitivas, se dividem em dois grupos: as capacitações ordinárias e as dinâmicas. As capacitações ordinárias, que são boas práticas de produção, técnicas de administração da operação, de gestão de pessoal, rotinas e processos, etc., têm natureza fundamentalmente operacional. As capacitações dinâmicas, por outro lado, têm natureza estratégica e incluem a capacidade de identificar ameaças e oportunidades no mercado, de mobilizar recursos de forma rentável e de dar cabo a transformações organizacionais necessárias (Teece, 2019). As capacitações dinâmicas, em (Teece; Pisano; Shuen, 1997), são baseadas em três pilares: os processos, as posições e as trajetórias. Os *processos* são as rotinas da firma, suas práticas e cultura. As *posições* da firma são seus recursos internos, como tecnologia, propriedade intelectual e coleção de ativos, e externos, como base de clientes, parcerias e relações comerciais. As *trajetórias* são os diferentes planos econômicos que estão disponíveis para a firma, isto é, os diferentes conjuntos de estratégias factíveis de atuação, e que envolvem estes elementos ao longo do tempo. Dessa forma, as capacitações dinâmicas podem ser entendidas como um conjunto de habilidades que permitem a combinação, recombinação, estruturação, reestruturação e mobilização de recursos internos e externos para conferir diversos tipos de vantagem competitiva a uma firma. O modelo integrado de capacitações dinâmicas proposto por

Meirelles e Camargo (2014) consolidam, baseados em (Teece; Pisano; Shuen, 1997), os principais tipos de elementos que fazem parte do desenvolvimento e fomento das capacidades da firma. Neste modelo, representado pelo diagrama da Figura 1, as capacitações dinâmicas estão associadas a alguns elementos, como habilidades de mudança e inovação, processos e rotinas, e mecanismos de aprendizagem e administração do conhecimento. Em termos práticos, as capacitações dinâmicas geram alguns efeitos observáveis na dinâmica econômica e concorrencial, como a introdução de inovações disruptivas, produção de conhecimento e criação de novos mercados.

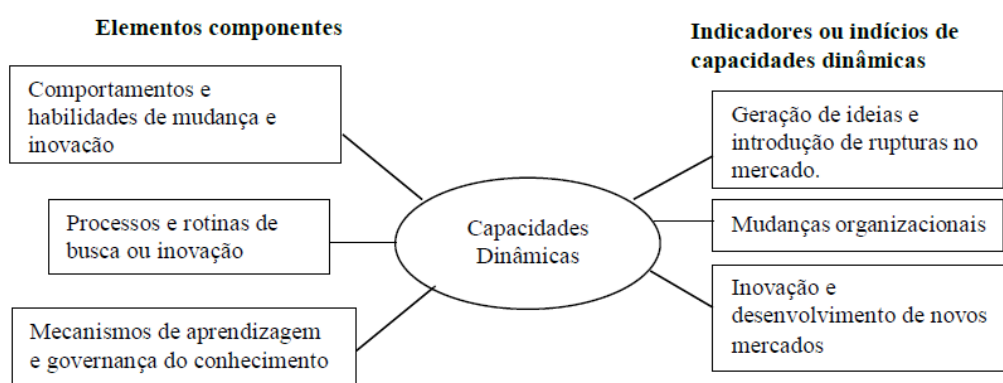


Figura 1: Esquema representativo das Capacitações Dinâmicas.

Fonte: Meirelles e Camargo (2014, p. 58)

Dentre os efeitos promovidos pelas capacitações dinâmicas, e como parte fundamental da própria justificação econômica para a sua existência, está a criação de ativos capazes de gerar fluxos de renda extraordinários, mas que não sejam facilmente copiáveis. Este conceito é fundamental para compreender a dinâmica e a evolução de um setor industrial dentro do arcabouço da TCD. Estes ativos, ou recursos, são sujeitos ao processo de modificação dinâmica, isto é, a serem construídos, renovados e reconfigurados segundo as capacitações da firma. No contexto de conhecimento industrial e de patentes, a junção destes dois elementos (recursos e dinâmica) gera diversos fenômenos complexos como a trajetória tecnológica, a *path-dependence*, o *lock-in* tecnológico e as capacitações específicas, construídas como meios para promover estas rendas extraordinárias (Teece, 2019).

Assim, os ativos se colocam como um elemento central de análise para compreender a dinâmica concorrencial. Na indústria farmacêutica, em especial, os ativos intangíveis têm papel de destaque, podendo ser entendidos como a principal ferramenta do processo concorrencial (Hiratuka; Sarti, 2021), sendo utilizados como meio para transformar conhecimento em desempenho e controle (Rikap, 2021). Entretanto, identificar

adequadamente as capacitações dinâmicas da firma pode ser desafiador, uma vez que comportamentos, habilidades, processos, rotinas e mecanismos da firma são, naturalmente, heterogêneos e provisórios. Gastos em P&D, por exemplo, são indiscutivelmente essenciais para a inovação e a concorrência, mas são insuficientes, por si próprios, para explicar o potencial disruptivo das invenções que produz, e as capacitações que são exercidas nestes e em outros esforços. Dado isso, e para definir uma estratégia de pesquisa baseada na TCD, opta-se pela análise de diferentes classes de ativos intangíveis no processo de inovação e evolução tecnológica, colocando estes como ferramentas essenciais nos processos de geração e introdução de ideias, mudanças organizacionais e inovações, a partir do modelo proposto por (Meirelles; Camargo, 2014). Em termos dos três pilares da TCD, os processos, as posições e as trajetórias, a análise baseada em ativos permite, a partir da reconstrução das posições da firma e de trajetórias consolidadas, inferir processos e estratégias levados adiante a partir de suas capacitações (Dosi, 2000).

1.2. Inovação e Direitos de Propriedade

Uma vez introduzidos os conceitos de inovação e concorrência no arcabouço da TCD, torna-se imperativo descrever detalhadamente o papel dos ativos e de sua propriedade no contexto destes fenômenos. Se as capacitações são elementos fundamentais para compreender as diferenças de conduta e desempenho entre as firmas, os ativos podem auxiliar na tarefa de descrever como a conduta é efetivamente levada adiante, refletindo expectativas e estratégias da firma. Primeiramente, cabe esclarecer que pode ser entendido por *ativo* qualquer elemento que, em evento futuro provável, possa (ou que se acredita poder) gerar benefício econômico, ou financeiro, para uma determinada organização ou indivíduo (Cohen, 2011). Os ativos são divididos, tradicionalmente, entre ativos tangíveis e intangíveis, além de suas sub-categorias, e o esquema da Figura 2 representa uma classificação dos principais tipos de ativos. Os ativos tangíveis são aqueles que existem fisicamente, como maquinário, terrenos, veículos, dinheiro físico e estoques da firma. Os ativos intangíveis, por outro lado, são todos os ativos que usualmente não têm contraparte física², existindo apenas em instrumentos contratuais. Convencionalmente, classificam-se os ativos intangíveis como

² Alguns ativos intangíveis têm contraparte tangível, e vice-versa, como certificados de ouro ou veículos com marcas e patentes embarcadas. Na Figura 2, isto é representado pela área de intersecção entre ativos intangíveis e ativos tangíveis.

identificáveis e não-identificáveis³. Os ativos intangíveis não-identificáveis são aqueles que não fazem parte de qualquer tipo de demonstração contábil até sua realização. As formas mais comuns de ativos intangíveis não-identificáveis são a *goodwill*, ou credibilidade, e o capital humano, dois elementos que efetivamente são contabilizados a partir do valor "excedente", ou acima do "valor de mercado", na avaliação (*valuation*) de uma firma.

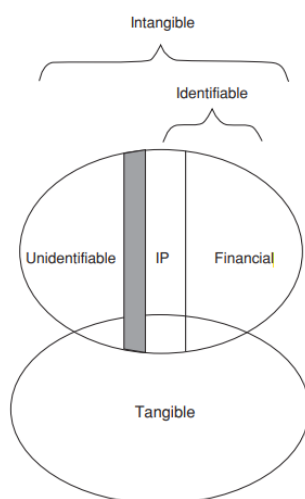


Figura 2: Classificação dos ativos.

Fonte: Cohen (2011, p. 10)

Se por um lado a *goodwill* tem componentes internos e externos à firma, o capital humano pode ser considerado um elemento fundamentalmente interno. O capital humano, para Teece (2011), é um conjunto de habilidades e conhecimentos individuais dos participantes de uma firma. Por si próprio, o capital humano não é capaz de gerar nenhum tipo de efeito econômico considerável, mas é sua combinação com outros elementos da firma, por meio de capacitações dinâmicas, que gera vantagens para uma firma no processo de concorrência. O papel da capacitação é justamente ser capaz de combinar, por exemplo, capital humano, maquinário e outros recursos organizacionais em um processo produtivo economicamente eficiente e desejável.

Já os ativos intangíveis identificáveis são aqueles cuja delimitação é relativamente inequívoca e que, historicamente, foram contemplados por direitos de propriedade. Esta classe de ativo é comumente equiparada ao que se refere como propriedade intelectual, que inclui, principalmente, direitos de patente, direitos de marca, direitos autorais e segredos comerciais (*trade secrets*). Os ativos intangíveis identificáveis também incluem os ativos

³ A área cinza da Figura 2 representa o que Cohen (2011) chama de *proto-ativos*, que são ativos cujo potencial de gerar benefício econômico não é claramente discernível, como listas de clientes, acordos de não-concorrência etc.

financeiros, que são direitos de propriedade sobre títulos do mercado financeiro e participações em empresas. Para dar conta do processo de inovação e evolução tecnológica em uma estratégia de pesquisa, serão considerados, principalmente, as patentes e os direitos de participação acionária, estabelecendo um arcabouço teórico que unifique estes dois elementos. A opção pelos ativos intangíveis como elemento de análise é justificado, de forma mais ampla, pelo papel central que estes desempenham tanto nos processos de inovação quanto na dinâmica de poder econômico, ou dinâmica concorrencial, gerando os fenômenos do monopólio intelectual, ou monopólio de propriedade intelectual (Durand; Milberg, 2020), e do controle corporativo (Vitali; Glattfelder; Battiston, 2011).

Assim sendo, o primeiro ponto acerca do papel dos ativos intangíveis diz respeito ao processo de inovação, e as patentes são a classe de ativo intangível que mais se aproxima deste processo. Uma patente é um contrato entre um agente (inventor ou titular) e o estado que garante, a seu titular, o direito exclusivo de explorar comercialmente uma invenção em um território e por um prazo determinados, usualmente de 20 anos. Segundo WIPO (2020), no contexto das patentes uma invenção é qualquer produto ou processo que represente uma nova solução técnica para um problema. Para ser patenteável, a invenção deve, necessariamente, incorporar um novo conhecimento ao respectivo setor tecnológico, isto é, ser uma *novidade*, deve ser não-óbvia e também deve ser útil em relação o problema que se propõe solucionar. USPTO (2016) menciona a existência de 6 tipos de patentes⁴: a patente de utilidade, a patente de *design*, a patente de planta, a patente de reedição, a publicação defensiva e o registro estatutário de invenção. Neste trabalho não será feita distinção entre os tipos de patente, mas deve-se considerar, por aproximação, que praticamente todas as patentes são do tipo "patente de utilidade"⁵. Cohen (2011), nesse sentido, confere papel secundário para as patentes que não são do tipo "patente de utilidade", apontando que somente estas realmente incorporam os elementos relevantes de uma invenção inovadora.

A opção por patentear uma determinada tecnologia está sujeita a diversas motivações. WIPO (2020) menciona a possibilidade de firmas e inventores maximizarem os lucros "extraídos" da tecnologia durante a vigência da patente, isto é, de extraírem rendas de monopólio legal e temporário, servindo assim como mecanismo institucional de fomento à

⁴No caso do Brasil, jurisdição do INPI, as patentes são divididas em dois tipos principais: a Patente de Invenção, que contempla novas tecnologias, e a Patente de Modelo de Utilidade, que contempla melhorias no uso ou produção de outras tecnologias (INPI, 2021). A Patente de Invenção confere, usualmente, 20 anos de proteção legal, enquanto a Patente de Modelo de Utilidade confere 15 anos de proteção de legal.

⁵Segundo levantamento feito por (Brown, 2023), 93.4% das patentes depositadas no período 2011-2020, no USPTO, eram patentes de utilidade, seguido por patentes de *design*, 6.4%, e de plantas, 0.2%.

inovação. Chakraborty, Byshkin e Crestani (2020) menciona a atividade de patenteamento como um meio para a firma melhorar sua credibilidade e reputação. Sobre o caso da indústria farmacêutica, especificamente, há dois fatores principais que justificam o patenteamento. Primeiramente, a indústria farmacêutica é considerada como "strongly science based" (Coriat; Orsi; Weinstein, 2003, p.234), isto é, fortemente dependente de pesquisa básica e aplicada. Além disso, Cockburn e Long (2015) e Grabowski (2002) colocam a patente como uma forma de viabilizar a descoberta e desenvolvimento de novos produtos farmacêuticos, tendo em vista o altíssimo custo de P&D e, por outro lado, o baixo custo de imitação⁶. A atividade de patenteamento também pode ser utilizada como sinalizador da capacidade de uma firma de criar tecnologias que possam gerar retornos futuros (Conti; Thursby; Thursby, 2013), aumentando o valor percebido da firma e atraindo investimentos^{7,8}. Por fim, as patentes também são um meio importante para promover um bloqueio de um determinado campo tecnológico, reforçando um comportamento de *rent seeking* (isto é, não-inovador) por parte das firmas. Como direito de uso exclusivo de uma tecnologia, a patente pode ser entendida como uma forma de monopólio legal, introduzindo na lógica de incentivos da invenção (e atividade de patenteamento, consequentemente) a possibilidade de constituição de monopólio, e de processo de monopolização⁹, baseados em propriedade intelectual (Rikap, 2021).

Para detalhar mais profundamente as diversas características das patentes e do processo de patenteamento, passo necessário para fundamentar sua análise nesse trabalho, divide-se sua exposição nos seguintes tópicos: o ciclo de vida da patente, o conteúdo da patente, e os principais problemas das patentes e do sistema de patentes.

Primeiramente, o ciclo de vida de uma patente pode ser descrito pelos seguintes marcos: pedido (*application*), publicação (*publication*), concessão (*grant*), manutenção (*maintenance*), vencimento (*expiration*) e domínio público (*public domain*). O ciclo não é idêntico para todos

⁶Por meio dos medicamentos genéricos

⁷Boldrin e Levine (2008) apontam alguns fatores explicativos em relação à carteira de patentes de uma firma, além dos fatores tecnológicos e concorrenciais. No caso das pequenas firmas, estas podem priorizar melhorias incrementais em produtos que não se qualificariam para a proteção por patente, ou podem preferir manter segredos industriais, devido ao alto custo de proteção das patentes. Grandes firmas podem investir em patentes, em detrimento de segredos industriais, por exigências institucionais ou por acordos de cooperação (como os de licenciamento cruzado)

⁸Predo (2022) encontra, nesse mesmo sentido, uma alta taxa de investimentos em P&D na pequena firma farmacêutica, o que indica não só a importância de investimentos dessa natureza no setor como também um possível veículo para atrair investimento externo.

⁹Rikap (2021) também destaca que as patentes ainda eram, à época, a fonte primária de renda advinda de propriedade intelectual, no caso das grandes empresas farmacêuticas.

os processos de patenteamento, mas baseando-se nos preceitos legais que os envolvem e determinam, é possível estimar os principais marcos temporais do ciclo de vida das patentes, como descrito na Figura 3, considerando que a tecnologia foi considerada patenteável, representava uma novidade e o processo de patenteamento foi bem-sucedido.

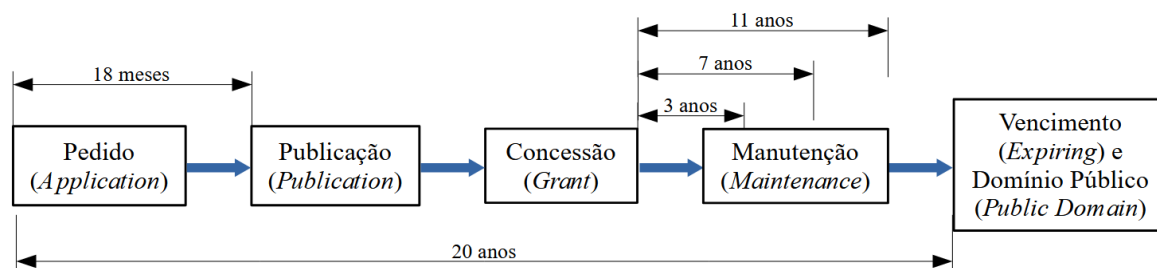


Figura 3: Ciclo de vida da patente (simplificado).
Fonte: Elaboração própria, baseado em 37 CFR (2023)

Por norma, o conteúdo de uma patente se mantém secreto até a sua publicação, já que no ato da publicação, toda a íntegra do documento é tornado público pelo respectivo escritório de patentes, permitindo que se iniciem os processos de imitação e incorporação da tecnologia a novas invenções que serão patenteadas por outras firmas. Nesse sentido, o impacto que uma patente pode gerar em seu respectivo setor tecnológico, em relação a todas as outras firmas que não a firma depositante, também só passa a ser mensurável a partir de sua publicação, a partir da qual parte do conhecimento secreto embarcado na patente é exposto ao público¹⁰(Merges; Nelson, 1990). (Davidson; Potts, 2016) argumentam, nesse sentido, que a patente limita o potencial de expropriação de lucros de uma ideia por um único indivíduo, que o faz por meio de seu conhecimento privado. Por outro lado, a complexidade inerente aos processos de inovação e às estratégias de controle de ativos, abre um grande leque de possibilidades de percepção de valor econômico das patentes.

O problema da mensuração de valor, importância e potencial econômicos de patentes já foi abordado por diferentes perspectivas, como a financeira, a tecnológica e a estratégica. A perspectiva financeira (Cohen, 2011) destaca quatro abordagens para a valoração de uma patente: a da renda, que estima os fluxos de renda futuros, descontados, que a patente pode gerar; a de mercado, que estima o valor da patente em relação a outras patentes comparáveis

¹⁰É importante destacar que o vencimento da patente apenas confere ao público a possibilidade de explorar economicamente a invenção patentada, mas na dinâmica da inovação, a publicação da patente permite que a tecnologia seja prontamente incorporada a novas tecnologias subsequentes, por outros agentes.

(já comercializadas ou precificadas) e ao potencial de mercado de produtos que a utilizem; a de custos, que equivale o valor da patente a seu custo de reposição; e a de litigações, que explora o potencial de rendimento da patente principalmente por litigações e *royalties*.

A perspectiva tecnológica tenta capturar o potencial tecnológico de uma patente, desde patentes que representam pequenos avanços incrementais, até patentes que promovem disrupções tecnológicas. Uma patente pode ser avaliada por seu conteúdo técnico, considerando tanto a tecnologia incorporada quanto o avanço técnico que representa. Do ponto de vista econômico, porém, diversas abordagens relacionam a importância tecnológica de uma patente a seus índices de citação por outras patentes, isto é, a forma com que uma patente é incorporada nos avanços tecnológicos subsequentes (Trajtenberg, 1990; Grilliches, 1990)¹¹. Não por acaso, diversos métodos de análise de citações de patentes têm sido cada vez mais empregados para avaliar o valor econômico e o potencial tecnológico de patentes, além de permitir a análise do desenvolvimento de um determinado campo tecnológico (Hummon; Doreian, 1989; Verspagen, 2007; Chakraborty; Byshkin; Crestani, 2020).

Por fim, a perspectiva estratégica diz respeito, principalmente, à estrutura de mercado e à atividade concorrencial, relacionando diversos elementos financeiros, econômicos, técnico-científicos e sociais às estratégias corporativas. Desta forma, há uma convergência com a abordagem das capacitações dinâmicas, que ditam, precisamente, como a firma será capaz de utilizar e moldar sua estrutura de ativos. No geral, o valor de um ativo (e não somente seu preço), convencionalmente, está atrelado à expectativa de rendas futuras que ele pode proporcionar. Ativos proprietários, como as patentes e os direitos de marca, podem ser combinados, pela firma, na forma de novos arranjos da estrutura de ativos e, também, em produtos que gerem vantagens competitivas, valendo-se da garantia de monopólio legal (Zahra; Neubaum; Naldi, 2007).

O segundo aspecto acerca do papel dos ativos intangíveis na inovação diz respeito ao controle das inovações e do processo de inovação. Se por um lado a patente confere a seu proprietário o usufruto monopolístico de uma determinada invenção, as relações de participação acionária permitem que se obtenha não apenas acesso às rendas da patente, mas acesso aos recursos internos, segredos, rotinas, processos, cultura etc., e capacitações da firma proprietária da patente. Sob a ótica da complexidade, entende-se que cada firma

¹¹Madvar *et al.* (2016) apontam que no caso das patentes, em contraste com os artigos científicos, as citações são especialmente importantes, pois se busca fazer o menor número possível de citações em um pedido de patente, para evitar contestações pelos examinadores. Ou seja, as citações podem ser encaradas com significativas para a tecnologia que se está propondo patentear.

incorpora um certo conjunto de conhecimentos específicos, locais, provisórios e imperfeitos a respeito do seu ambiente e de si própria, isto é, de seu mercado, de seu setor e dos diversos tipos de estruturas que afetam o mercado (Ioannides, 2003; Hayek, 2013 (1945)). Um dos tipos de estrutura, a estrutura financeira, é fundamental para compreender a atividade empresarial e a configuração de um mercado. As estruturas financeiras são complexas e estão sujeitas à diferenciação estrutural, a partir de expectativas e de padrões de interconexão entre agentes e instituições, por meio dos ativos (Lachmann, 1956).

Nesse sentido, a análise de relações acionárias pode lançar luz sobre estratégias corporativas, determinantes de estratégias corporativas, e sobre como os processos de inovação e de controle do conhecimento são realizados, uma vez que as estruturas de propriedade influenciam o comportamento das firmas ao promover (ou restringir) o acesso a informações críticas e recursos (Aguilera; Jackson, 2003). Além disso, a estrutura de propriedade é determinante para a interação (citação, difusão) de inovações, porquanto co-proprietários ou organizações do mesmo grupo corporativo tendem a favorecer tecnologias proprietárias¹² (Sorenson; Rivkin; Fleming, 2006). König, Battiston e Schweitzer (2009) e König, Battiston, Napoletano *et al.* (2012) acrescentam que, no contexto de difusão e acesso a conhecimento na rede inter firmas, diferentes estruturas de relações entre agentes, firmas e organizações viabilizam e moldam a transmissão de informação. Kogut (2000) também destaca o papel fundamental que as estruturas de interação entre firmas desempenham, considerando que estas estruturas não apenas são fundamentais para promover o fluxo de conhecimento, mas que são elas próprias conhecimento coordenado pelo mercado, isto é, uma propriedade emergente de uma rede de interações¹³.

Assim sendo, o papel dos ativos na promoção e controle das inovações pode ser resumido em duas proposições: a propriedade de inovações protegidas por ativos influencia a geração e apropriação de renda, sendo assim parte fundamental da estratégia corporativa; a propriedade e apropriação de ativos nos processos de inovação, concorrência e estruturação de mercado são determinados por competências da firma a respeito de como, quando, e do que se apropriar. Foss *et al.* (2021) apontam essa dinâmica como uma parte importante do processo de geração

¹²Cabe destacar aqui que este fenômeno também decorre do fato de que organizações com vínculos de propriedade, ou parceria, podem ter acesso a bases comuns de conhecimento e recursos, promovendo uma coevolução tecnológica.

¹³Kogut (2000) utiliza, nessa formulação, a hipótese de que as diferentes estruturas observadas nas redes de interação entre firmas podem ser estruturas projetadas, servindo a um propósito de coordenação de mercado, baseado no conceito do uso da informação presente em Hayek (2013 (1945))

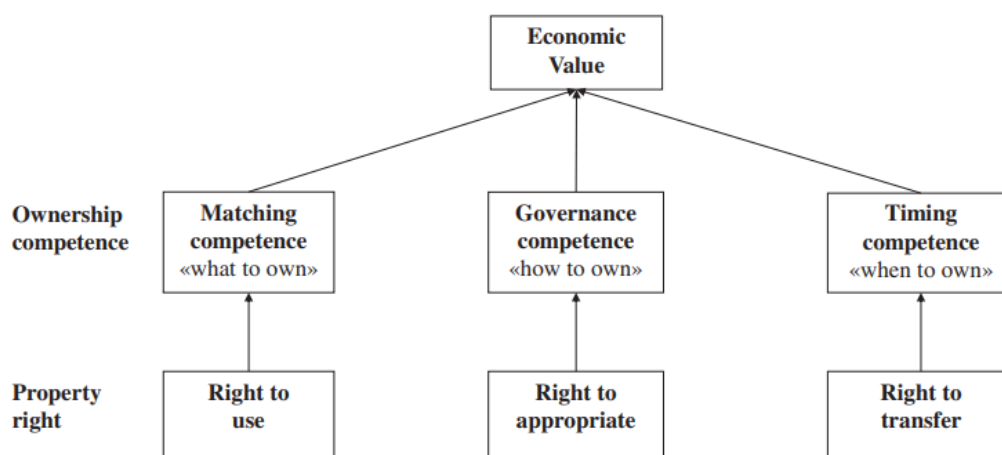


Figura 4: Geração de valor econômico a partir das competências de propriedade: do que se apropriar, como se apropriar e quando se apropriar.

Fonte: Foss *et al.* (2021, p. 310)

de valor e, principalmente, capacitações e competências relevantes da firma, sistematizadas na Figura 4.

É importante salientar que, usualmente, as diferentes percepções de valor e usos de ativos são combinadas e incorporadas nas estratégias corporativas, por parte da firma, e na precificação da companhia, por parte de investidores. As perspectivas financeiras do valor da patente se ocupam, principalmente, de fornecer uma precificação assertiva que justifique uma decisão de investimento. Porém, estas e outras perspectivas se defrontam com a natureza insondável da precificação dos impactos futuros de uma tecnologia, servindo apenas como estimativas de valor, que por sua vez entrarão na composição de estratégias e expectativas subjetivas. Do ponto de vista da firma (proprietária), a decisão de patentear passa, assim, pelo crivo das expectativas e de suas estratégias de concorrência em um determinado setor tecnológico e econômico. Neste trabalho, as abordagens tecnológica e estratégica servirão de pano de fundo para explorar a trajetória tecnológica, do ponto de vista das patentes e da propriedade corporativa.

1.3. Trajetórias Tecnológicas

Segundo Kuhn (1996), a pesquisa científica pode ser classificada em duas categorias: ciência normal e ciência extraordinária. A ciência normal é aquela que ocorre numa mesma estrutura paradigmática, isto é, em que os avanços compartilham certos conjuntos de procedimentos, bases de conhecimento (base empírica), epistemologias e terminologias. Uma vez que a base

empírica passa a acumular divergências em relação ao previsto pela base teórica, instrumentos, conceitos e epistemologias alternativas passam a ser buscadas. A partir desse momento inicia-se a pesquisa científica extraordinária, que culmina no estabelecimento de um novo paradigma científico, a partir do qual se volta a realizar a ciência normal. Além disso, Kuhn destaca que é na ciência normal que se observa de forma mais enfática o progresso técnico, uma vez que os esforços seriam concentrados em resolver problemas aplicando o paradigma vigente, e não em contestá-lo.

De forma análoga, Dosi (1988) propõe que, assim como há paradigmas científicos, também há paradigmas tecnológicos: um conjunto de heurísticas, métodos e padrões de solução para problemas técnico-econômicos, que também requerem bases de conhecimento, competências e regras próprias, atendendo por estratégias semelhantes a problemas cada vez mais específicos (Pavitt, 1984; Malerba; Orsenigo, 1996). Dosi (1988) aponta que em cada paradigma tecnológico estão inscritos dois tipos de força-motriz da inovação: a exógena, a ciência do conhecimento público (não-patenteável), e a endógena, que é particular à realidade de cada firma ou indústria, envolvendo seus recursos, capacitações etc. Cada paradigma tem um modo particular sob os quais ocorre o processo de inovação, mas ele sempre ocorre a partir da combinação de certos métodos de pesquisa, bases de conhecimento e conhecimentos tecnológicos públicos e privados.

A ciência normal, no contexto do avanço tecnológico, pode ser compreendida por meio das trajetórias tecnológicas. Para Nelson (1985), as chamadas *trajetórias naturais* são avanços incrementais que ocorrem em um determinado setor tecnológico, e estão usualmente associadas à exploração de economias de escala ou à mecanização de procedimentos manuais. Dosi (1988) define a trajetória tecnológica como a sequência de atividades e incrementos tecnológicos num mesmo paradigma tecnológico, e que a sustentação da trajetória depende da disponibilidade abundante (e a baixo custo) de algum insumo crucial para suas tecnologias, como o petróleo, no caso do motor de combustão interna, e os dados, no caso da inteligência artificial.

Dosi (2000) também destaca outro elemento fundamental para compreender a evolução de uma trajetória tecnológica: a inovação não é aleatória. Num contexto geral, o progresso técnico depende do acúmulo de certos conhecimentos específicos e historicamente construídos, que constituem uma base de conhecimento comum sobre a qual todas as inovações correntes se apoiam, isto é, o conhecimento público. No contexto específico da

firma, as inovações correntes e futuras também dependem de um inventário acumulado pela firma, na forma de um portfólio de patentes, rotinas, segredos industriais etc. Entendendo a firma como um conjunto de processos e rotinas, frutos do acúmulo de capacidades organizacionais, tais processos e rotinas encerram o conhecimento acumulado, permitindo que a firma se destaque e inove consistentemente, promovendo sua sobrevivência no processo concorrencial. Nesse mesmo sentido, a capacidade de uma firma de gerar inovações depende do acúmulo de certos conhecimentos específicos e históricos, que comporão ou possibilitarão a criação de inovações (Nelson, 1985), fatores aos quais Patel e Pavitt (2000) também fazem alusão, destacando que competências específicas são necessárias para criar tecnologias específicas. Um dos resultados diretos da natureza cumulativa do conhecimento industrial, que é complexo, específico e transitório, é a ocorrência da dependência de trajetória (*path dependence*), isto é, que determinada trajetória tecnológica será desenvolvida a partir de certas tecnologias, *designs* e padrões industriais dominantes, interagindo por diferentes mecanismos na dinâmica concorrencial e de inovação.

Utterback (1996) propõe, justamente, um modelo para capturar os principais estágios na dinâmica de inovação em uma determinada indústria, separando-a em três fases: fluida, transitória e específica (Figura 5). A **fase fluida** é aquela em que ocorre inovação do produto, isto é, quando diferentes produtos são introduzidos no mercado de forma "experimental", para testar sua viabilidade econômica.

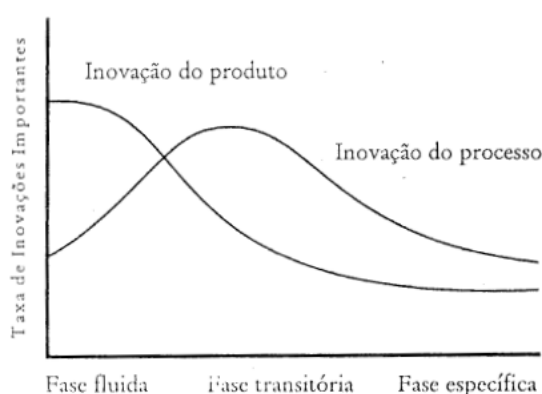


Figura 5: Fases da dinâmica da inovação.

Fonte: Utterback (1996, p. 97).

Nessa fase, o ritmo de P&D é grande, a participação de pioneiros é intensa, a concorrência é crescente e as estruturas de mercado são especialmente voláteis, tanto por fatores puramente

econômicos quanto por fatores institucionais, como as disputas de patentes¹⁴. Nessa fase, a atividade de patenteamento também é intensa, com inovações importantes emergindo e sendo introduzidas no mercado constantemente.

A partir da consolidação de uma (ou algumas) soluções de mercado, a indústria entra na **fase transitória**, na qual os recursos e esforços da firma passam a ser distribuídos entre inovações de produto e de processos, com soluções mais específicas e busca por eficiência produtiva. Por fim, a **fase específica** é atingida quando as taxas de inovação em produtos e processos atinge níveis mínimos, isto é, quando os processos já são muito eficientes e os *designs* dominantes sofrem, no máximo, alterações marginais, mesmo entre concorrentes. Nesta fase, a trajetória atinge sua maturidade tecnológica, as funções gerenciais convergem para o máximo de eficiência e os processos e informações atingem um patamar de padronização.

Em todas as fases da evolução de um paradigma tecnológico, é possível que diferentes trajetórias se estabeleçam, tendo passado por diferenciações funcionais importantes que, a partir de uma origem comum, dão origem a caminhos distintos (Figura 6). Toda trajetória tecnológica é, devido às externalidades positivas, auto-catalítica, isto é, quanto mais destaque tem, mais tecnologicamente intensiva será, atraindo mais investimentos.

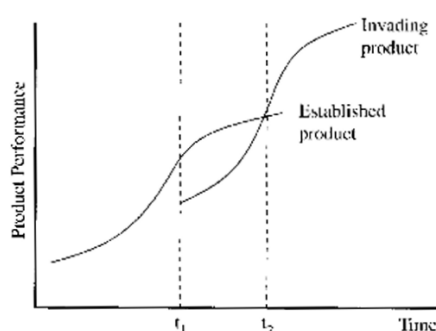


Figura 6: Desempenho de um produto dominante e a coexistência com um produto concorrente.

Fonte: Utterback (1996, p. 159).

Sendo assim, uma tecnologia dominante promove *lock-in* em sua respectiva trajetória, galgando maior sucesso econômico que outras e expulsando trajetórias concorrentes, exceto no caso em que estas tecnologias secundárias (não-dominantes) atendam a um nicho

¹⁴Utterback (1996, p.66) destaca que no caso de Thomas Edison foram fatores cruciais para o sucesso comercial e dominância de seus projetos, como o filamento incandescente e outros, a proteção patentária e o uso significativo da justiça para proteção de suas patentes.

alternativo de forma viável e sustentável. A fase específica de uma trajetória tecnológica é suplantada a medida que novos paradigmas tecnológicos (choques tecnológicos) são introduzidos ao mercado, promovendo superação do *lock-in* (*de-locking*) e um rompimento do estado estacionário das taxas de inovações importantes (Figura 5). Ou seja, a inovação, em suas fases, é um processo evolucionário e cíclico, que pode ser entendido tanto de forma específica, em torno de um produto ou design específicos, ou de forma geral, quando diz respeito a modelos de firma (Tigre, 2005) ou a grandes recortes multisetoriais e às tecnologias de propósito geral¹⁵, como a máquina a vapor, o motor elétrico e os semicondutores (Bresnahan; Trajtenberg, 1995) e a inteligência artificial (Crafts, 2021).

A descrição e a análise da evolução de trajetórias tecnológicas pode ser realizada por meio de diversos elementos distintos, como produtos, processos, métodos de produção, formas de organização da firma, artigos científicos e patentes. As patentes, em especial, são um meio adequado para compreender a evolução tecnológica de um setor (WIPO, 2019), sendo que uma das principais técnicas para analisar trajetórias tecnológicas, especificamente, é a análise de citação de patentes, proposta inicialmente por Hummon e Doreian (1989).

A análise de citação de patentes permite capturar diversos fenômenos associados à trajetória tecnológica, como o projeto dominante, os projetos secundários, as fases da dinâmica de inovação e a relevância de cada patente para o desenvolvimento da trajetória. Verspagen (2007) aponta que o método é adequado para descrever o fluxo e a evolução de ideias num campo tecnológico, mas que esses processos também envolvem uma ampla gama de aspectos sociais, como habilidades e capacitações, interações, cultura, relações de poder e propriedade, que podem afetá-los profundamente, promovendo convergências ou divergências de trajetórias tecnológicas. König, Battiston e Schweitzer (2009) também apontam, nesse sentido, que com o aumento da complexidade tecnológica, firmas cada vez mais dependem de transferência de conhecimento de outras firmas, fenômeno que depende das redes de interação social entre firmas e agentes das firmas. Ou seja, embora a difusão tecnológica e ramificação de uma trajetória tecnológica possam ser sondadas pela citação de patentes (Sharma; Tripathi, 2017), outros mecanismos e variáveis que indiquem formas sociais de interação, transferência e difusão ou transbordamento de conhecimento podem ser importantes para a análise da trajetória.

¹⁵As tecnologias de propósito geral (GPTs) são tecnologias pervasivas que permitem uma vasta gama de incrementos e aplicações diversas. Estas tecnologias são consideradas fontes de significativo progresso econômico e os veículos de revoluções tecnológicas, ou mudanças de paradigma (Cantner; Vannuccini, 2012)

Há uma grande variedade de abordagens metodológicas que incorporam estes elementos ou variáveis de natureza socio-econômica, como: nacionalidade e língua (Chakraborty; Byshkin; Crestani, 2020), litígio de patentes (Ferrari; Silveira; Dal-Poz, 2019), cooperação entre firmas (Sternitzke; Bartkowski; Schramm, 2008), portfólio de patentes (Bekkers; Martinelli, 2012) e rede de propriedade entre organizações (Verspagen, 2007). Aqui se favorece a última abordagem mencionada, a integração do aspecto tecnológico da trajetória, por meio das citações de patentes, com o aspecto econômico-empresarial, por meio das relações de propriedade corporativa. Funk e Owen-Smith (2017) e Sosa (2011) destacam este aspecto, apontando como a atividade de fusões e aquisições pode ser uma estratégia para expansão da base de conhecimento da firma¹⁶.

A implementação da rede de propriedade permite tratar com facilidade os proprietários ao longo da cadeia de acionistas de cada empresa. Para Lazzarini (2011), em diversas empresas brasileiras listadas na Bolsa de Valores as posições acionárias finais são fortemente influenciadas por posições em subsidiárias e empresas intermediárias. Além disso, uma empresa que é sócia ou proprietária final de outra tem poder de intervir em suas políticas e investimentos de P&D. Correia e Martins (2015) aponta que firmas utilizam a estrutura proprietária como estratégia para manipular o fluxo de conhecimento em seus respectivos mercados.

No fenômeno de difusão tecnológica, o conhecimento se difunde em uma rede de empresas, inventores e instituições por meio de diversos tipos de interações sociais. Para König e Battiston (2009), tais interações não ocorrem perfeitamente, mas sim com velocidades e qualidades variadas, e também por canais variados¹⁷. Além disso, as redes que comportam estes processos apresentam estruturas complexas, formadas (e projetadas) em função dos custos de obtenção de informação. Ou seja, uma firma tem tanto acesso às novidades tecnológicas, e a informações sobre esforços em uma certa direção tecnológica, quanto melhores e mais fortes forem suas conexões, e quanto mais bem conectados seus pares forem, seja qual for a forma de conexão.

Assim sendo, nas redes de propriedade de patentes e propriedade corporativa, pode-se inferir a seguinte dinâmica: parte do conhecimento relacionado a uma tecnologia se transfere

¹⁶Em especial, Funk e Owen-Smith (2017) cita o caso da Monsanto entre as estratégias de aquisição para acesso a recursos e tecnologias complementares. A Monsanto, previamente à submissão de um pedido de uma importante patente de soja, adquiriu os proprietários de todas (exceto uma) as patentes citadas em seu pedido.

¹⁷Em termos da modelagem de rede, a transmissão de conhecimento ocorre por vários caminhos diferentes, diretos e indiretos.

da esfera do conhecimento privado (oculto, secreto) para a esfera do conhecimento público quando esta é patenteada (Merges; Nelson, 1990). Enquanto as patentes, as redes de citação, e as redes de propriedade de patentes pertencem à esfera do conhecimento público, a rede de propriedade corporativa representa um ambiente de transmissão de conhecimento privado.

Embora seja comum abordar esta dinâmica por meio de redes de co-patenteamento ou de colaboração de P&D (König; Battiston; Napoletano *et al.*, 2012), as redes e estruturas de controle e propriedade também são importantes meios de transmissão e acesso ao conhecimento (Abreu, 2018), representando um ambiente para execução de estratégias corporativas para controle do conhecimento e sucesso econômico. Nesse sentido, Banal-Estañol, Newham e Seldeslachts (2021) encontraram, para a indústria farmacêutica americana, um alto grau de interconexão de propriedade entre as firmas pioneiras e com maior capacidade de P&D, fenômeno semelhante ao observado por Vitali, Glattfelder e Battiston (2011) para grandes corporações transnacionais.

No mesmo sentido, vale também destacar o papel de instituições financeiras como intermediadoras da estrutura de propriedade e, consequentemente, do fluxo de conhecimento. De fato, Abreu, Grassi e Del-Vecchio (2019) apontam estas instituições, que incluem principalmente bancos e securitizadoras, como os agentes mais centrais na rede de propriedade do mercado acionário brasileiro. No papel de acionista, a instituição financeira, particularmente, dispõe de recursos e competências adequadas para levar adiante uma forma de integração organizacional com as firmas em seu portfólio (Lacetera, 2001).

Ou seja, num contexto evolucionário, os investidores, sejam eles institucionais, financeiros ou mesmo intrasetoriais, têm incentivos para investir no longo-prazo, monitorar e atuar continuamente nas atividades da firma, e tomar decisões no sentido de aumentar o conhecimento e o acesso à informação, específica e estratégica, do setor. Dessa forma, competências e capacitações são continuamente combinadas e recombinações no processo concorrencial, gerando efeitos sondáveis por meio das redes de patentes e de propriedade.

Capítulo 2. O Setor Farmacêutico e a Inteligência Artificial

2.1. O Setor Farmacêutico

O setor farmacêutico é um subsetor da saúde (*healthcare*), assim como os setores da biotecnologia, dos equipamentos médicos, distribuição, facilidades, seguros e convênios (Ledesma *et al.*, 2014). Do ponto de vista da evolução da indústria, Malerba e Orsenigo (2015) descrevem o setor como um tradicional palco de altos índices de inovação que passou por quatro grandes eras: i) o estágio formativo (1800-1939), caracterizado por baixo nível de inovação e forte presença de medicamentos a base de produtos naturais; ii) a era dourada (1940-1975), caracterizada pelo surgimento da indústria farmacêutica moderna, da *big pharma* e dos amplos investimentos em P&D iniciados no pós-guerra; iii) a revolução biotecnológica (1976-2000), iniciada com a criação da primeira firma biotecnológica (Genentech) e baseada em três pilares: a comercialização de pesquisa científica, o financiamento por capital de risco e o apoio em direitos de propriedade intelectual; iv) o “inverno de descontentamento” (2000-2015¹⁸), marcado por um declínio na produtividade da inovação (P&D) das firmas e erosão da imagem pública do setor como consequência de práticas de preços altos e disputas relacionadas a PI.

Se por um lado esse declínio indica o atingimento de uma fase madura da indústria, como descrito em Ledesma *et al.* (2014), Malerba e Orsenigo (2015) já indicavam não ser possível afirmar que a indústria teria atingido uma fase de maturação devido à rápida velocidade do progresso tecnológico, em específico da indústria biotecnológica. Somam-se a isso as novas expectativas em relação à implementação dos novos paradigmas da Indústria 4.0 à área da saúde, da qual se espera uma promoção de aumentos significativos de produtividade e

¹⁸ Até a data de publicação do artigo.

redução de custo em quase todos os aspectos da produção (Karatas *et al.*, 2022), incorporando propriamente o setor ao que se convém chamar de Revolução Industrial 4.0, que é tratada com mais detalhes no Capítulo 2.3. A integração crescente entre CEIS e TICs (Hiratuka; Sarti; Fonseca, 2021) é um dos efeitos desse movimento e coloca em evidência a importância dos recursos e competências das firmas nas dinâmicas do setor.

Apesar da estagnação na produtividade da inovação, entre os anos de 2010 e 2019 os gastos com saúde na OCDE e nos Estados Unidos atingiram valores de até 9.2% e 16.7 % do PIB, respectivamente, experimentando ainda um ligeiro crescimento após a pandemia, e dos quais aproximadamente 15.0% eram destinados à compra de medicamentos (Ciulla *et al.*, 2023). No Brasil, as despesas com saúde em 2019 representaram 9.60% do PIB, ou R\$ 711,4 bilhões, dos quais 1.78% ou R\$ 132,0 bilhões corresponderam a gastos com medicamentos (Cabral, 2019).

Sendo assim, como meio de apresentar brevemente o setor farmacêutico e analisar características importantes da firma que atua no setor farmacêutico moderno, lança-se mão de elementos da TCD, arcabouço teórico que descreve as competências das firmas e seus recursos como elementos-chave na compreensão da dinâmica setorial, do processo de concorrência, da estrutura e da evolução dos mercados, conforme discutido no Capítulo 1. A apresentação do setor é separada em três partes, baseadas nos pilares das capacitações dinâmicas: os processos, as posições e as trajetórias das firmas (Teece; Pisano; Shuen, 1997).

Os *processos* são as rotinas da firma, suas práticas e cultura, com destaque para os processos de adaptação ou promoção de transformações no mercado por meio da integração e reconfiguração de recursos (Eisenhardt; Martin, 2000). A partir da esquematização das capacitações dinâmicas em Meirelles e Camargo (2014), destacam-se dentre os processos, as habilidades de mudança e inovação, os processos e rotinas de busca e inovação, e os mecanismos de aprendizagem e administração do conhecimento. Também são postos como indicadores de tais processos, a geração de ideias, a introdução de rupturas no mercado, mudanças organizacionais e as próprias inovações e criação de novos mercados.

Na indústria farmacêutica há diversos elementos destacados como processos importantes no contexto das capacitações das firmas, com especificidades para os diversos sub-setores e nichos da indústria. Dentre as habilidades de mudança e inovação, a habilidade de saída de um mercado (rotina ou plano de saída) é considerada uma habilidade essencial de mudança (Sull, 1999), e a habilidade para adotar novas rotinas de P&D, como a promoção de publicações científicas como critério de promoção (Cockburn; Henderson; Stern, 2000), uma

habilidade com impactos na inovação da firma^{19,20}. Malerba e Orsenigo (2015) citam as habilidades de realizar experimentos paralelamente e em larga escala como uma habilidade crucial no setor farmacêutico, além da habilidade de consolidar bibliotecas moleculares, e Pisano (1994) também cita a existência de rotinas estruturadas para o desenvolvimento de novos processos de manufatura farmacêutica, uma espécie de rotina de melhoria e inovação contínuas para a área de produção.

Dos processos e rotinas de busca e de inovação, Powell, Koput e Smith-Doerr (1996) citam os processos de alianças e parcerias estratégicas como um meio para que firmas acessem recursos e conhecimentos externos, enfatizando o setor de biotecnologia como um exemplo. Outro processo importante inclui as rotinas de aquisição, apontadas não só como um substituto, em alguma medida, de investimentos em P&D (Shepherd, 2018), mas também como um importante meio para acesso a recursos e conhecimentos externos (König; Battiston; Napoletano *et al.*, 2012)²¹. Para Malerba e Orsenigo (2015), um processo importante associado aos processos de busca é a imitação. Os autores apontam que a imitação e o *inventing-around*, isto é, os processos de inovação "a partir de", e, "em torno" de outras inovações patenteadas, são processos importantes no setor farmacêutico, que permitem até mesmo a atuação de firmas que não ocupam posições de liderança de mercado, isto é, a imitação é uma forma de superar barreiras de entrada. A capacitação para imitação se reflete, usualmente, no desenvolvimento de novos métodos de entrega (ou administração) de drogas (*drug delivery*), que não infringem direitos patentários.

Por fim, também podem ser mencionados os mecanismos de aprendizagem e administração do conhecimento como processos no âmbito das capacitações da firma farmacêutica. Os próprios elos externos da firma com a comunidade acadêmica são um importante mecanismo de aprendizagem, citado por Henderson e Cockburn (1994) como um mecanismo para a criação efetiva de conhecimento na indústria, além das rotinas de *learning-by-doing*, isto é, o aprimoramento contínuo de um processo a partir do acúmulo de

¹⁹Sobre a promoção de publicações na indústria, Cockburn, Henderson e Stern (2000) e Eisenhardt e Martin (2000) descrevem esse processo como um meio por meio do qual a firma mantém vínculos com a comunidade científica, mas que a adoção desta e de outras rotinas dependem de certas semelhanças entre as firmas, que garantem uma espécie de fungibilidade interorganizacional dessas rotinas.

²⁰As publicações pela indústria também têm o papel de sinalizar competências científicas para agentes externos. (Dernis *et al.*, 2019)

²¹Assim como discutido em Foss *et al.* (2021), isto é, a competência ou habilidade de arbitrar sobre quais ativos adquirir, e em que momento adquiri-los, para variados propósitos

experiência, e *learning-before-doing*, o uso de modelos, heurísticas e simulações para projetar melhorias em processos, mesmo antes de executá-los (Pisano, 1994).

As *posições* são os conjuntos de recursos internos, como tecnologia, bases de dados, propriedade intelectual e os conjuntos de ativos da firma, e externos, como bases de clientes, financiamento e as relações com outras firmas. Sendo assim, é essencial destacar o papel desempenhado pelos seguintes indicadores de posições no setor farmacêutico: portfólios de PI, a estrutura de propriedade, as parcerias de colaboração e as relações comerciais.

Segundo Dernis *et al.* (2019), o setor farmacêutico era o 6º maior em número de patentes mundialmente, dentre uma amostra das maiores empresas do mundo, com 2.6% do total, e o mais intensivo em número de marcas registradas, considerando diversos mercados. Funk e Owen-Smith (2017) reforçam a importância da posição em portfólio de patentes, apontando a complementaridade de portfólios de patentes como um fator importante nas atividades de F&A. Predo, Ballini e Sarti (2024) apontam os ativos intangíveis como uma das principais fontes de valor das firmas na economia moderna, destacando o papel dos direitos de propriedade intelectual nos setores transformados pelas TICs, como o farmacêutico.

A estrutura de propriedade corporativa também representa uma posição importante, como destacado em relação à competência das rotinas de aquisição. A estrutura de propriedade dá acesso direto e indireto a portfólios de patentes, *know-how*, bases de clientes, talentos, dados e outras formas de PI (WIPO, 2019), isto é, é um forte elemento de posicionamento. Outra forma de acessar e compartilhar recursos e competências é por meio de parcerias de pesquisa, como os acordos de licenciamento cruzado (Boldrin; Levine, 2008), frutos de P&D colaborativo que mitigam possíveis litígios patentários²². Lacetera (2001) também destaca que, no caso das empresas de biotecnologia, as alianças e parcerias com grandes empresas farmacêuticas representaram a sua principal fonte de financiamento e de "ativos complementares", isto é, *know how* operacional e estratégico.

As posições de relações comerciais incluem, principalmente, bases de clientes e fornecedores, integradas ao longo da cadeia logística do setor, que inclui as atividades de armazenamento, produção, distribuição, importação e exportação, transporte e comercialização (Carvalho Junior, 2009), além de atividades relacionadas ao desenvolvimento de produtos farmacêuticos.

²²O setor farmacêutico é visto como um dos poucos casos de amplo sucesso das patentes na proteção contra imitação e concorrência, ou em outras palavras, na promoção de vantagens monopolísticas temporárias (Choo; Bontis, 2002).

Por fim, as *trajetórias* são os diferentes planos econômicos que estão disponíveis para a firma, isto é, os diferentes conjuntos de estratégias para atuação em seu mercado que combinam elementos dos processos e posições da firma, ao longo do tempo. Em relação à indústria farmacêutica, dois elementos relacionados às trajetórias são frequentemente mencionados, e destacados por Malerba e Orsenigo (2015): em primeiro lugar, há o fato de que no setor farmacêutico o papel das economias de escopo e a cumulatividade do conhecimento são relativamente limitados, isto é, não são uma condição suficiente para garantir sucesso econômico persistente. Assim, faz-se necessário um conjunto de capacitações relacionados a transformar, de forma bem sucedida, os resultados anteriores em inovações e produtos de sucesso no futuro, o que pode ser entendido como um fator de mitigação da força da trajetória. Em segundo lugar, o setor farmacêutico é extremamente fragmentário do lado da demanda, isto é, pode ser entendido como a agregação de uma série de nichos de mercado quase independentes, com baixíssimo nível de substituição entre produtos.

Nesse sentido, a trajetória pode ter um papel fundamental, pois a especificidade de ativos, conhecimento e recursos, de forma geral, aproxima sucesso econômico e a *path dependence* de diversos processos nos respectivos nichos. No mesmo sentido, Roberts (1999) indica que a persistência de bons resultados se dá, entre outros fatores, por "vantagens temporárias na forma de novos produtos", isto é, monopólios temporários, mas que é a inovação contínua, e não um histórico de produtos de sucesso, que garante a sustentabilidade da trajetória (posição) de alto desempenho.

2.2. A Inteligência Artificial

A inteligência artificial é uma ferramenta já consolidada em diversos setores industriais, mas que tem experimentado um ganho substancial de importância e aplicabilidade devido à multiplicação exponencial da disponibilidade de dados. WIPO (2019) classifica a IA como um sistema (*software*) com capacidade de executar tarefas tipicamente realizadas por humanos e ter ganhos de eficiência e qualidade com pouca ou nenhuma interferência humana adicional. Definir o que é a IA, de forma inequívoca e consistente, e entre diversas áreas, ainda é um desafio.

Schank (1984) classifica a IA como uma área de pesquisa, ou uma ciência, que se ocupa em primeiro lugar de criar máquinas ou programas inteligentes, e em segundo lugar de discutir a natureza da inteligência em si. À mesma época Kurzweil (1985) estabelece alguns esclarecimentos a respeito do tema, apontando que a IA: não é conjunto de técnicas e métodos de IA, pois tal classificação vaga acaba englobando elementos que não são claramente classificáveis como IA; não é uma técnica que modela a inteligência humana; é indissociável da computação paralela devido à necessidade de lidar com grandes volumes de dados; é fundamentalmente interdisciplinar; é uma forma de aprender sobre a cognição humana por meio de algoritmos. Um dos primeiros trabalhos acadêmicos a propor soluções tecnológicas que usassem, por nome, a IA, tratava sobre um sistema autônomo para controlar uma máquina para a exploração de Marte (McCarthy, 1964). Neste, a IA é tratada de forma ainda mais genérica como uma área de pesquisa dedicada a criar meios para que computadores executassem tarefas que, quando executadas por humanos, requerem inteligência.

Uma das fontes da falta de consenso advém justamente da pluralidade de aplicações de técnicas associadas à IA, já que cada área emprega diferentes conceitos, dados e categorias analíticas. Além disso, o uso de termos imprecisos e fundamentalmente antropomórficos, como aprendizado, especialistas (sistema), aquisição de conhecimento etc., também é uma fonte considerável de confusão. Kurzweil (1985) aponta que esta prática é negativa e insere uma aparência de sofisticação e mistério desnecessárias ao campo, e no mesmo sentido, Schank (1984) afirma que a IA é mal compreendida por seu excesso de publicidade. Isto posto, convém apresentar uma breve exposição sobre a evolução conceitual e de aplicação técnica da IA, o que permitirá lançar luz sobre essa discussão e criar uma base de referência sólida que servirá de pano de fundo ao longo do trabalho.

Embora as primeiras discussões que se colocaram como pertencendo ao campo da IA remontem à década de 50, o conceito de máquinas que replicassem a inteligência humana em algum nível já é muito antigo. Os ajudantes robóticos de Efesto, o Golem, o Monstro de Frankenstein e o homem Tik-Tok, do Mágico de Oz, são alguns exemplos bem conhecidos da literatura que inspiraram pesquisadores da área (Buchanan, 2005). Por outro lado, uma das primeiras e mais importantes contribuições que lançou as bases para a IA como uma área de pesquisa é a máquina analítica de Babbage, de 1833, que forneceu um palco teórico para a formulação de programas capazes de criar arte, códigos automodificáveis, robôs jogadores de

xadrez e damas etc., e para a discussão de seus paralelos com a mente humana (Kurzweil, 1985).

Muitos avanços teóricos foram propostos por Charles Babbage e Ada Lovelace, mas foi somente após cerca de um século que a ciência da computação pôde florescer, a partir da década de 1940 e, com ela, a IA. Com a criação do computador eletroeletrônico de uso geral, uma série de áreas de pesquisa passou a experimentar um crescimento acelerado e a incorporar cada vez mais métodos computacionais e discussões sobre a natureza da inteligência, sobretudo aquelas vinculadas à teoria da informação, que inclui a teoria dos jogos, a teoria da computação, a cibernética, a genética e a teoria de redes, representadas por expoentes como Kurt Gödel, Alan Turing, John von Neumann, Oskar Morgenstern, Claude Shannon, Emil Post e Gregory Chaitin (Gilder, 2013). Posto que a tecnologia passou a permitir, cada vez mais, a manipulação e processamento de uma quantidade crescente de dados, uma série de marcos teóricos também passou a dar estrutura e forma para a IA. Entre os principais marcos teóricos convém mencionar, em ordem cronológica, os apontados por Buchanan (2005).

O primeiro marco é o artigo “Computing Machinery and Intelligence” (Turing, 2021[1950]), onde se questiona as definições de “máquina” e “pensar”, e se propõe um teste para avaliar se uma máquina é capaz de emular, de forma indistinguível, as respostas dadas por um ser humano no contexto do teste.

O segundo marco é o livro “Computer and Thought” (Feigenbaum; Feldman, 1963), que além de discussões teóricas, compila descrições de algoritmos operantes de IA, incluindo árvores de decisão, redes neurais, aprendizagem por reforço, algoritmos de classificação e reconhecimento de padrões etc.

O terceiro e último marco teórico é o desenvolvimento dos sistemas baseados em conhecimento (KBS), descritos em Goldstein e Papert (1977) e que representam uma mudança de paradigma, de uma estratégia simples de aumento de poder computacional bruto (que incluem novos tipos de algoritmos e de computação como *fuzzy*, paralela etc.) para uma estratégia de melhoria do “conhecimento”, isto é, com novas formas de representar e utilizar formas particulares de conhecimento e de dados, com ênfase na epistemologia.

Com o lançamento e consolidação dos fundamentos teóricos da IA, sua disseminação ocorreu em etapas graduais, experimentando períodos de estagnação condicionados à disponibilidade de dados, poder computacional, e das expectativas do público e de agências

de fomento em relação à tecnologia. Dois períodos importantes de estagnação, conhecidos como *Invernos da Inteligência Artificial*, ocorreram entre os anos de 1974-1980 e 1987-1992, tendo sido causados principalmente por avanços teóricos significativos sem amparo de poder computacional, o que levou a períodos de baixos níveis de financiamento e de interesse acadêmico na área (Haenlein; Kaplan, 2019; Muthukrishnan *et al.*, 2020)

Após o término do segundo período de estagnação, as limitações impostas por hardware foram sendo rápida e continuamente superadas, permitindo também uma evolução constante da IA. Há três ocasiões apontadas como marcos dessa evolução após os períodos de estagnação: a derrota do campeão mundial de xadrez Gary Kasparov, em 1997, pelo programa Deep Blue, da IBM (Buchanan, 2005), que utilizava um algoritmo de árvore de busca (Hsu; Campbell; Jr, 1995); a vitória na competição de reconhecimento de imagens do projeto ImageNet pela rede neural artificial convolucional AlexNet (Krizhevsky; Sutskever; Hinton, 2017) em 2012 (Muthukrishnan *et al.*, 2020); a derrota do campeão mundial do jogo chinês de tabuleiro Go, em 2015, por uma rede neural artificial chamada AlphaGo, desenvolvida pela DeepMind, subsidiária da Google (Alphabet Inc.) (Silver *et al.*, 2016).

Apesar dos grandes avanços e da rica história que o campo experimentou em quase dois séculos, ainda é um desafio encontrar e classificar técnicas e tecnologias como IA de forma inequívoca, quanto mais uma tecnologia específica embarcada em uma patente. Nesse sentido, alguns protocolos foram desenvolvidos para que fosse possível rastrear a evolução desse campo tecnológico, combinando classificações industriais, palavras-chave e termos presentes em títulos e resumos de patentes.

Um desses protocolos foi desenvolvido por (Leusin *et al.*, 2020) baseado nos parâmetros fornecidos por (WIPO, 2019) para a classificação de IA. No âmbito deste trabalho, o protocolo é utilizado para construção da base de dados de patentes de IA, condicionadas à também pertencerem ao setor farmacêutico²³. Este protocolo é composto por uma lista de 38 termos-chave (ou conceitos) para busca em SQL e utilizado para construir uma base de dados de patentes de IA. Para evitar uma exposição exaustiva dos termos que compreendem a IA, optou-se por detalhar, apenas na seção de Resultados, as técnicas que constassem nos principais resultados encontrados.

²³Os detalhes da implementação são apresentados no Capítulo 3.

2.3. A Indústria Farmacêutica 4.0 e a IA

A Indústria 4.0 compreende o conjunto de firmas, tecnologias, processos e serviços associados a uma suposta quarta Revolução Industrial, que está tomando forma presentemente (Sabbatini, 2022). Christopher Freeman (1984) define revoluções tecnológicas como mudanças radicais nos paradigmas tecnológicos que promovem mudanças dramáticas em muitos produtos, serviços, processos produtivos de diferentes setores, no ordenamento político e socioeconômico e têm efeitos pervasivos e persistentes no sistema econômico.

Nesse mesmo sentido, Fagerberg e Verspagen (2020) apontam que uma quarta Revolução Industrial pode ser entendida a partir da disseminação em larga escala, nos setores mais tradicionais da economia, das TICs, da IA, da Internet das Coisas (IoT), da Biotecnologia etc. A consolidação da Indústria 4.0 pode ser associada à redução drástica dos custos de coleta, armazenamento e processamento de dados, que permitiram à diferentes indústrias introduzirem em seus processos produtivos e logísticos um uso em larga escala de sensores, chips e internet. Nesse sentido, é possível compreender que tanto a IA quanto as demais componentes da Indústria 4.0 ganharam espaço num mesmo contexto de rápida ampliação do poder computacional experimentado, sobretudo, a partir dos anos finais da década de 1990.

Apesar da conexão natural entre a pesquisa em IA e a sua aplicação industrial, é conveniente fazer algumas distinções entre essas duas áreas. Peres *et al.* (2020) destacam que a “IA Industrial” tem como foco validar, aprimorar, manter e implementar os conceitos da IA nas cadeias de valor já existentes na indústria, considerando cinco dimensões: a infraestrutura, segura e capaz de entregar processamento de dados em tempo real; os dados, muito diversos e em grande volume; os algoritmos, que no caso industrial exigem a combinação de conhecimento digital, físico e de heurísticas específicas; a tomada de decisão, baseada em métricas de eficiência e com baixa tolerância a erros; os objetivos, que no caso industrial estão direcionados à criação de valor, melhoria de indicadores de eficiência e qualidade e aceleração de processos.

No contexto do setor farmacêutico e, de forma mais ampla, no setor da saúde, vale-se do conceito do CEIS 4.0 para descrever o perfil para o qual o setor da saúde está convergindo. O CEIS pode ser entendido como um espaço institucional, político, social e econômico que se relaciona à produção de conhecimento, produtos e serviços na área da saúde (Gadelha; Temporão, 2018), esquematizado na Figura 7. Gadelha, Gimenez *et al.* (2023) descreve o complexo como formado por quatro subsistemas: as indústrias de base química e

biotecnológica que englobam o setor farmacêutico, de vacinas, hemoderivados e reagentes para diagnóstico; as indústrias de equipamentos e instrumentos mecânicos e eletrônicos, próteses e materiais de consumo; os hospitais, ambulatórios e laboratórios; as indústrias de tecnologias de informação e conectividade (comunicação). Assim, o CEIS 4.0 pode ser entendido como o *complexo* que associa a Saúde ao conjunto de tecnologias associadas à 4ª Revolução Industrial, isto é, a IA, o 5G, o big data, a IoT, a Biotecnologia, entre outros (Hiratuka; Sarti; Fonseca, 2021).

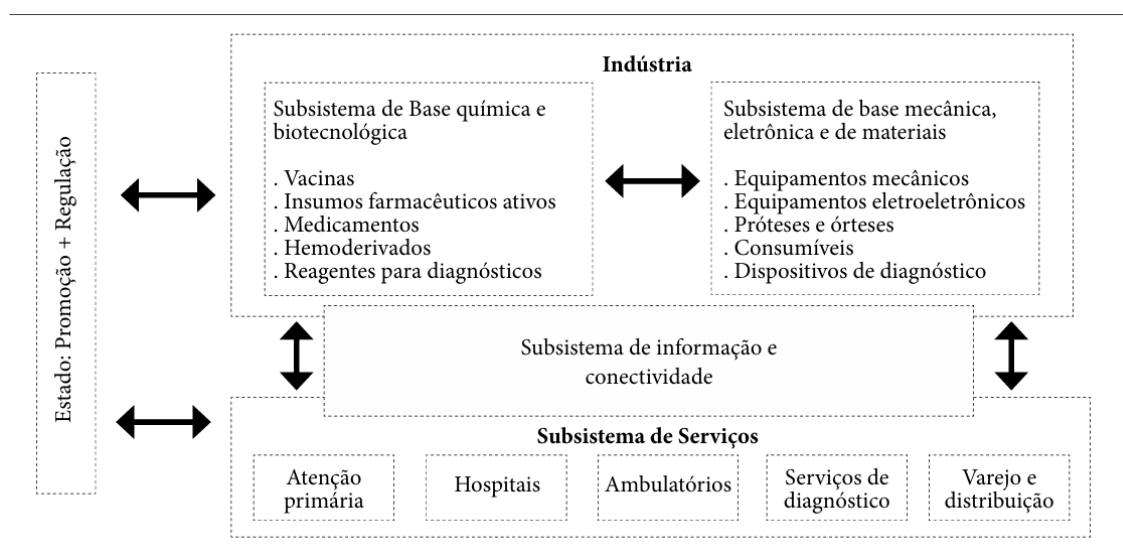


Figura 7: Esquema ilustrativo do CEIS.
Fonte: Gadelha, Gimenez *et al.* (2023, p. 2836)

A IA vem, assim, sendo apontada como um grande motor de transformação no setor da saúde, sobretudo no contexto do CEIS 4.0. A medida em que a disponibilidade de dados e o poder computacional continuam a crescer, também cresce a implementação da “IA Industrial” nas mais diversas aplicações do setor. Shaheen (2021) lista as principais categorias de aplicações da IA na área da saúde, dentre as quais se pode mencionar a descoberta de novos medicamentos e repropósito, aprimoramento da pesquisa clínica, aconselhamento genético, recomendação de tratamentos e acompanhamento utilizando dados e históricos do paciente.

No setor farmacêutico, especificamente, a IA também encontra uma grande pluralidade de aplicações, sendo considerada o avanço tecnológico recente mais promissor para o setor. Kolluri *et al.* (2022) atribuem à pandemia de COVID-19 um fator de aceleração da implementação da IA no setor farmacêutico, uma vez que promoveu, entre outras coisas, a adoção rápida e maciça da digitalização de processos de coleta de dados e monitoramento, o

que contribuiu sobremaneira com o acúmulo de dados. Em relação às técnicas e algoritmos associados à IA, que são diversos, também encontra-se na literatura de pesquisa acadêmica uma grande variedade de implementações no setor farmacêutico. Por exemplo, dentre as técnicas mais recorrentes estão o aprendizado de máquina e aprendizado profundo; árvore de decisão, máquina de suporte de vetores, k-vizinhos mais próximos e redes neurais convolucionais; lógica *fuzzy*; máquina de Boltzmann; e a regressão logística.

O setor farmacêutico cresceu de forma considerável em complexidade e diversidade nas últimas décadas. Do ponto de vista das patentes farmacêuticas, a participação do setor na 4ª Revolução Industrial, no contexto do CEIS 4.0, abriu espaço para que empresas detentoras de recursos estratégicos relacionados à IA e TICs pudessem superar barreiras tradicionais e adentrassem o setor. Isto é, a atual dinâmica do conhecimento industrial no setor farmacêutico vai muito além do simples alcance das tradicionais gigantes da grande indústria farmacêutica tradicional. Um dos fatores principais a se considerar para entender esse movimento é o apontado por Henstock (2019), a saber, a falta de generalidade das soluções de IA, como uma oportunidade para a descentralização de recursos e, portanto, de soluções, produtos e serviços. Outro fator importante, destacado por Lakdawalla (2018), se relaciona ao surgimento das CROs (*contract research organizations*), que permitiu a firmas menores realizar o *outsourcing* de, pelo menos, as etapas de testes clínicos para novos medicamentos, o que enfraqueceu uma das barreiras a entrada mais importantes do setor. Sobre isso, é importante notar que a descentralização vertical da indústria introduz uma tendência de redução das capacidades inovativas das grandes firmas (Malerba; Orsenigo, 2015), apesar da persistente posição relevante destas.

Além disso, é importante ressaltar o papel das capacitações e competências na organização industrial do CEIS 4.0. No Capítulo 2.1 são destacadas diversas capacitações fundamentais para o processo concorrencial no setor farmacêutico. Dentre essas, vale retomar: as rotinas de inovação e de governança do conhecimento, as posições em tecnologia, bases de dados e portfólio de ativos intangíveis, e, por fim, a natureza fragmentária do setor farmacêutico. A combinação desses fatores, no contexto do CEIS 4.0, abriu espaço para que empresas menores e especializadas em tecnologia (TICs, de forma geral) desfrutassem de uma integração cada vez maior no setor, se valendo principalmente destas capacitações. Sobre isso, Mak e Pichika (2019) notam que a recente aceleração da introdução de IA no setor farmacêutico (entre os anos de 2016 e 2017), cresceram as parcerias e investimentos de empresas farmacêuticas em empresas

de IA, para inúmeros nichos e aplicando diversas técnicas. Vora *et al.* (2023) fornecem uma listagem abrangente das principais tecnologias e companhias que realizam pesquisa com IA no setor farmacêutico, incluindo linhas relacionadas ao desenho e descoberta de fármacos, testes clínicos, drogas de alvo molecular, entre outros, desenvolvidas por parcerias entre empresas como a AtomWise, Iktos, Galapagos, Insilico Medicine, Pfizer, AstraZeneca, Sanofi, Novartis, Microsoft, Bayer, Janssen, BenevolentAI, e que, por fim, geraram produtos ou tecnologias como a *AtomNet*, *Makya*, *Pharma.ai*, *ChatPandaGPT*, *Trials360.ai*, entre outros.

Em suma, a grande pluralidade de técnicas e a enorme complexidade envolvida nos problemas e soluções do setor farmacêutico (e da saúde) criam um ambiente único para a consolidação de uma grande quantidade de TTs distintas que, apesar de estarem circunscritas numa mesma revolução tecnológica, são peculiares e servem a diferentes nichos de mercado, reforçando a fragmentação típica do setor farmacêutico.

Capítulo 3. Metodologia

3.1. Construção da Base Patentes

A construção de uma base de dados que contenha a totalidade das patentes de IA é uma tarefa desafiadora. WIPO (2019) aponta que, apesar da grande disponibilidade de dados de patente, ainda não há um consenso sobre o que pode ser classificado com IA. Esforços recentes nesse sentido têm proposto padrões de classificação baseados na literatura e em palavras-chave presentes em elementos textuais das patentes. O padrão proposto por WIPO (2019), por exemplo, encontra palavras-chave para diversas técnicas de IA, validando a seleção manualmente e com ferramentas de mineração de dados. As técnicas de IA selecionadas estão associadas a técnicas como *machine learning*, lógica *fuzzy*, redes neurais, *deep learning*, aprendizagem baseada em memória, entre outros.

A partir desse padrão, e baseando-se na busca implementada por Leusin *et al.* (2020), é criado um protocolo de busca baseado em palavras-chave e na classificação industrial IPC das patentes, na base de dados PATSTAT (versão *Autumn 2023*) (De Rassenfosse; Dernis; Boedt, 2014). A consulta é feita utilizando uma busca em SQL e retorna uma tabela com dados de patentes e de citações das patentes, detalhados na Tabela 1, somente para patentes publicadas.

Para restringir as patentes encontradas ao universo do setor farmacêutico, utilizou-se a definição da OCDE (2013), baseada na tabela de concordância de WIPO (2019), que considera como patentes farmacêuticas as pertencentes à classe IPC A61K, com exceção da classe A61K/8 (cosméticos). Dessa forma, o protocolo de busca foi organizado combinando os critérios de busca de patentes de IA (por título ou resumo) apresentados no Apêndice A, e patentes do setor farmacêutico.

A estratégia de busca, descrita na Figura 8, consistiu em encontrar patentes de IA (por título ou por resumo) que citaram patentes farmacêuticas, e patentes farmacêuticas que citaram patentes de IA. Uma vez que o critério para seleção de IA pode ser tanto pelo

Tabela 1: Variáveis das patentes na base PATSTAT

Nome	Referência (PATSTAT)	Descrição
Patent Publication ID	pat_publn_id	ID da Publicação
Patent Application ID	appln_id	ID do Pedido
Patent Publication Date	publn_date	Data de Publicação
Publication Authority	publn_auth	Escritório de Patentes
Applicant Person Name	person_name	Proprietário(s)
Application Abstract	appln_abstract	Resumo
Application Title	appln_title	Título
IPC Class Symbol	ipc_class_symbol	Código IPC

Fonte: autoria própria.

conteúdo de seu título, quanto pelo conteúdo de seu resumo, e a patente pode ser citada ou pode realizar a citação, há um total de 8 combinações diferentes de critérios²⁴, para os quais a busca é feita²⁵, e as duplicatas eliminadas²⁶.

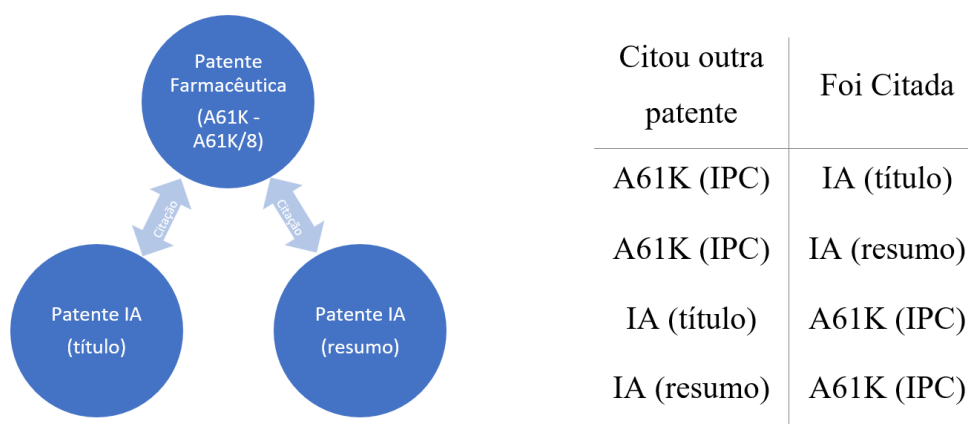


Figura 8: Esquema de combinação de parâmetros de busca.

Fonte: autoria própria.

²⁴O uso de uma estratégia de busca com diferentes combinações é necessário, devido principalmente à dificuldade de classificação de patentes de IA e à difusão de tecnologias entre setores distintos, dois fenômenos interligados. Um bom exemplo disso é o caso de um algoritmo de rede neural patenteado sob a classe IPC G06N (modelos computacionais), subclasse 3/02 (redes neurais), utilizado como ferramenta genérica de processamento de imagens, incorporado ao setor farmacêutico, classe IPC A61K, por meio de uma patente de sistema de detecção de metástase óssea, na subclasse 51/00 (preparações radio-farmacêuticas para testes in vivo).

²⁵O código utilizado para uma das combinações é apresentado no Apêndice B, como referência.

²⁶Optou-se por manter as patentes publicadas em diferentes escritórios, isto é, pertencentes a uma mesma família, para evitar a omissão de citações.

Assim, a estratégia de busca pretendeu capturar a integralidade das patentes do setor farmacêutico que incorporaram patentes de IA, por um lado, e as patentes de IA voltadas para soluções do setor farmacêutico. As variáveis retornadas pela busca também permitem a criação de recortes temporais para a análise do desenvolvimento do campo tecnológico, a análise da difusão tecnológica intersetorial, e análises baseadas nos direitos de propriedade sobre as patentes.

3.2. Redes de Citação de Patentes

Uma rede é uma matriz de relações entre dois ou mais elementos. O tipo de relação é flexível à análise, mas apresenta normalmente representação numérica para a modelagem matemática. A partir de relações básicas entre elementos, há uma vasta gama de possibilidades de análise. Nesta seção é descrita a abordagem metodológica definida para descrever a estrutura complexa da rede de citação de patentes e de seus proprietários. O objetivo da análise de redes, neste contexto, é encontrar fenômenos topológicos que caracterizem padrões de interação entre as patentes, determinar quais patentes são mais importantes para a estrutura da rede tecnológica e, por fim, descrever a trajetória tecnológica definida pelas principais patentes do setor e seus proprietários.

Os procedimentos metodológicos para a rede de citação de patentes são baseados nos métodos propostos por Liu e Lu (2012), Liu, Lu, Lu *et al.* (2013) e Ferrari, Silveira e Dal-Poz (2019), considerando os aprimoramentos propostos por Liu, Lu e Ho (2019) e Cho, Liu e Ho (2021), enquanto o método para análise de proprietários é incorporado a análise, baseando-se nas abordagens para rede de propriedade utilizados em Abreu (2018), Abreu, Grassi e Del-Vecchio (2019), Glattfelder (2010) e Banal-Estañol, Newham e Seldeslachts (2021). Resume-se, assim, o método, em 5 etapas sequenciais: a construção da rede de citação de patentes (i); a atribuição de peso aos arcos da rede (ii); a extração da sub-rede contendo apenas os componentes com significância global de peso (iii); a identificação das trajetórias tecnológicas mais significativas (iv); a análise da rede de propriedade corporativa da trajetória tecnológica selecionada (v).

Segundo Barabási (2013), a terminologia utilizada em Teoria de Redes chama de nós, ou vértices, os elementos constituintes da rede, enquanto as relações entre estes elementos são chamadas de arcos ou arestas. Embora o repertório seja relativamente simples, o nível de

sofisticação das variáveis pode aumentar conforme a natureza do problema, mantendo o arcabouço elementar. Os arcos podem assumir direção (*in* ou *out*) em relação a um nó, podem assumir peso (*weight*).

Uma rede **A** pode ser representada por uma matriz de adjacência *A*, em que cada elemento A_{ij} indica o vínculo entre o *i*-ésimo e o *j*-ésimo elementos, o par (*i*, *j*). Para visualização de grandes redes, inviável na forma matricial, utiliza-se a representação gráfica dos nós e arcos. Nesta, os elementos são comumente representados por pontos ou figuras geométricas, cujo tamanho, formato e cor podem refletir alguma característica própria, enquanto os arcos são comumente representados por linhas, também sujeitas a caracterizações diversas. O conjunto de arcos que conecta dois vértices, caso passe por outro(s) vértice(s), constitui um caminho.

Para a Construção da Rede de Citação de Patentes (**Etapa i**), utilizam-se as patentes encontradas utilizando o protocolo definido no Capítulo 3.1, considerando-se os vértices como as patentes e as suas citações como arcos, direcionados e sem peso. Além disso, as variáveis da patente são utilizadas como variável de característica do vértice, no caso das variáveis Ano de Publicação, Classificação IPC, Título da patente etc. Os códigos de publicação (*publication*) e aplicação (*application*) são utilizados como códigos de identificação individual de cada vértice. Além disso, faz-se de forma acessória, para explorar a interação intersetorial das patentes, a substituição das patentes na rede pelo conjunto de classificações IPC da patente. Isto é, cada patente é substituída por suas classificações IPC, e a citação entre patentes passa a ser lida como citação entre classes, revelando a interação entre estas.

De forma geral, o primeiro passo para tratar uma rede é estudar suas propriedades topográficas, verificando também se a rede apresenta ou não a característica de rede livre de escala, isto é, se os graus dos nós seguem uma distribuição de lei de potência e/ou têm uma distribuição com cauda pesada²⁷. Esta verificação é indispensável, não só no sentido de prever alguns de seus fenômenos estruturais²⁸, mas de atender condições para a implementação de algoritmos desenhados para redes com essa característica. Esta verificação, porém, tem caráter acessório à análise de citação de patentes, sendo descrita em detalhes no Apêndice C e testada para a rede deste trabalho.

Após as análises topológicas da rede, o próximo passo consiste em selecionar as patentes mais tecnologicamente significativas, dado que há uma grande quantidade de patentes, e que

²⁷No caso da rede de citação de patentes, se poucas patentes concentram a maioria das citações.

²⁸Como a ocorrência estatisticamente significativa de vértices com muitos arcos (*hubs*), e o comportamento da rede diante de ataques, suas transições de fase, entre outros (Albert; Jeong; Barabási, 2000; Barabási; Bonabeau, 2003).

parte significativa das patentes é redundante ou não representa uma contribuição importante para o campo tecnológico. Para tal, é utilizado um conjunto de métodos para redes livre de escala, principalmente uma combinação de métricas de análise de caminho para atribuir peso aos arcos da rede (**Etapa ii**).

Primeiramente, definimos uma classificação baseada no tipo de ligação que um vértice (patente) mantém com outros, característica das rede de citação. Terminais (*sinks*) são patentes que citam outras patentes, mas não recebem nenhuma citação, de forma que $k_i^{in} = 0$ e $k_i^{out} > 0$, isto é, são as tecnologias mais recentes de uma dada trajetória tecnológica, sendo tecnologias finais (de ponta), ou tecnologias obsoletas e abandonadas. Fontes (*sources*) são patentes que recebem citações, mas não citam nenhuma patente, de forma que $k_i^{out} = 0$ e $k_i^{in} > 0$, isto é, são as precursoras (ou tecnologias pioneiras) de uma trajetória tecnológica. Por fim, usuários (*users*) são patentes que recebem citações e também citam outras patentes, de forma que $k_i^{out} > 0$ e $k_i^{in} > 0$, isto é, são tecnologias intermediárias.

O algoritmo proposto por Hummon e Doreian (1989) atribui peso as citações à medida que estas são necessárias para conectar outros pares de patentes ao longo da rede, isto é, quando são caminhos indispensáveis numa sequência de citações. Os autores sugerem que esta medida é análoga à Centralidade de Intermediação proposta por LC Freeman (1977). No algoritmo, expandido por Batagelj (2003), utiliza-se de um método único de contagem para atribuição de peso aos caminhos existentes na rede, o $SPLC_{ij}$ (*Search Path Link Count*), que é proporcional à quantidade de todos os caminhos direcionados na rede que passam pelo arco (i, j) . O método utiliza a contagem de caminhos de busca (*Search Path Count*, SPC), que contabiliza o número de caminhos entre as fontes s e os terminais t que passam pelo arco (u, v) , chamado de $N(u, v)$. O caminho é separado em duas partes, sendo $N^-(u)$ o número de caminhos entre os vértices (s, u) , e $N^+(u)$ o número de caminhos entre os vértices (v, t) . O número total de caminhos entre (s, t) que passam pelo arco (u, v) é a SPLC:

$$SPLC_{u,v} = N(u, v) = N^-(u) \cdot N^+(v) \quad (1)$$

O algoritmo é implementado no software Pajek (Batagelj; Mrvar, 1998). Hummon e Doreian (1989) e Verspagen (2007) apontam que, pela formulação, a SPLC dá maior peso para os vértices nas extremidades, enquanto outras medidas priorizam outros trechos de caminhos. Liu, Lu e Ho (2019) recomendam utilizar a medida SPLC para melhor capturar a

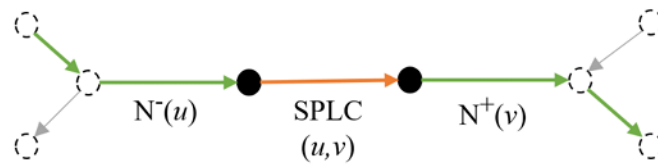


Figura 9: Figura esquematizando a forma de contagem dos pesos na SPLC.

Fonte: elaboração própria.

difusão de conhecimento em uma trajetória de evolução tecnológica, ao permitir identificar de forma mais evidente as tecnologias precursoras da trajetória.

A última etapa consiste, assim, no uso do algoritmo de caminho principal, que recorre às medidas de peso dos arcos. A análise de caminho principal foi proposta por Hummon e Doreian (1989), aprimorada substancialmente por Batagelj (2003), Verspagen (2007) e Liu e Lu (2012), com implementações no software Pajek. A análise de caminho principal “clássica” consiste na implementação do seguinte algoritmo, dada uma rede de citação:

- (1) Identificar todos os vértices "Fonte" e "Terminal" e calcular pesos dos arcos.
- (2) Identificar o arco com maior contagem de participação em caminhos (transversais) a partir de todos os vértices da rede. O vértice de origem desse arco é considerado o início do caminho principal. O vértice na outra ponta do arco é o vértice de início do próximo passo.
- (3) Identificar o arco com maior contagem transversal partindo do vértice atual. Se o vértice na outra ponta do arco é um Terminal, parar o algoritmo.
- Repetir (3) até todos os caminhos atingirem um Terminal.

Liu e Lu (2012) propõem quatro estratégias diferentes para determinar os caminhos principais em uma rede de citação: caminho progressivo local, caminho global, caminho regressivo local e rotas-chave. A estratégia de caminho progressivo inicia a busca nas fontes e a encerra nos terminais, e vice-versa para o caminho regressivo. Ou seja, estas buscas identificam respectivamente os produtos mais recentes de uma trajetória ou as suas tecnologias precursoras. A busca de caminho global encontra o caminho com maior soma de pesos dos arcos em uma rede e, conseqüentemente, o caminho com maior impacto no fluxo de conhecimento de uma determinada trajetória (Liu; Lu; Lu *et al.*, 2013).

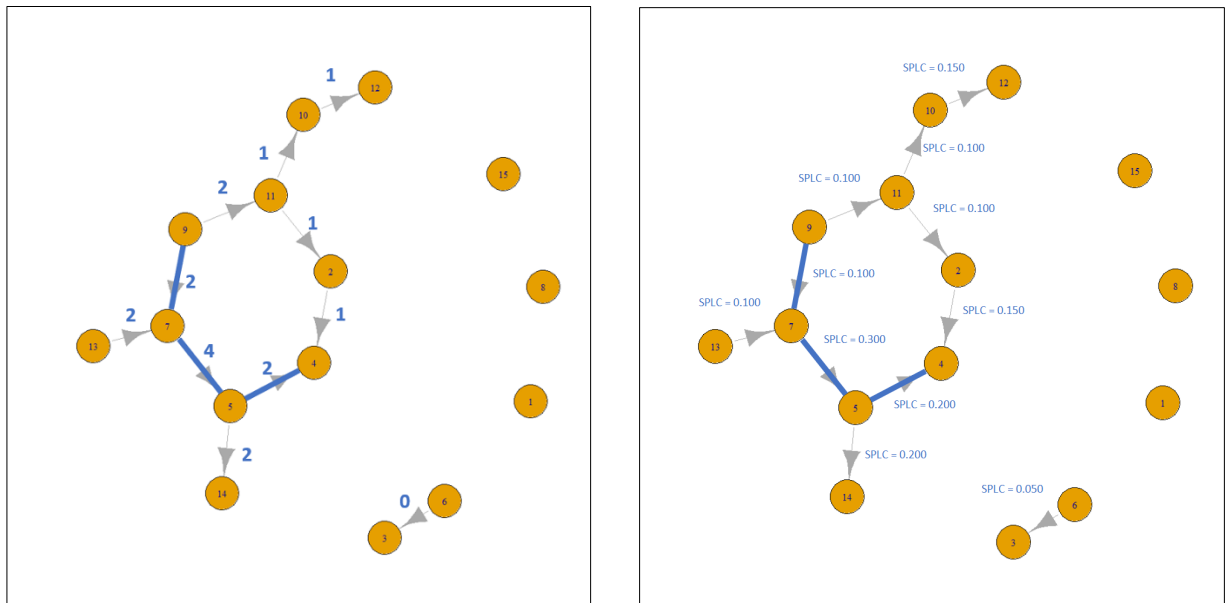


Figura 10: SPC (esquerda) e SPLC normalizado (direita) em rede aleatória com $n = 15$.

Fonte: elaboração própria.

É importante salientar que existe uma diferença entre a abrangência dos dados utilizados na literatura de apoio e os dados deste trabalho. Enquanto no primeiro caso as redes de citação de patentes eram fundamentalmente conectadas (continham um componente gigante que continha maioria dos vértices) e restritas a um único campo tecnológico, a implementação da IA no setor farmacêutico é diversa, isto é, contém um grande número de campos tecnológicos que, sob a perspectiva das patentes, evoluíram de forma “independente”, e do ponto de vista das redes, formam componentes desconectados entre si.

Dessa forma, convém utilizar a estratégia de seleção de rotas-chave empregada em Liu, Lu e Ho (2019) para extração das sub-redes contendo apenas os componentes significativos (**Etapa iii**). A estratégia relaxa o critério de parada (a quantidade de rotas-chave, somente) até obter uma trajetória tecnológica bem definida, isto é, um conjunto de patentes que formam ao menos um componente conectado e que permite identificar uma evolução, ao longo do tempo, de um determinado campo tecnológico. A rota-chave é, simplesmente, o conjunto de n -ésimos caminhos com maior soma de SPLC, e deve ser utilizada nos vários componentes que a rede apresentar.

Finalmente, a identificação das TTs (**Etapa iv**) é feita a partir das sub-redes obtidas e dos pesos dos arcos entre seus vértices. Para tal, o conteúdo das patentes é identificado, sobretudo

seus títulos, resumos e classificação IPC, para permitir a delimitação de seu campo tecnológico e a designação da TT.

A última etapa proposta é a análise da rede de propriedade corporativa da trajetória tecnológica (**Etapa v**), representada pela Figura 11.

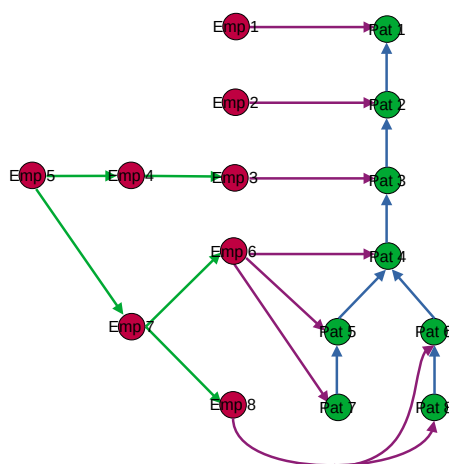


Figura 11: Exemplo simplificado de trajetória tecnológica.

Os vértices em verde representam patentes da trajetória, e os vértices em vermelho as empresas. Fonte: elaboração própria.

Os procedimentos para a rede de propriedade são realizados em 2 sub-etapas: a construção da rede de proprietários de patente, a partir das trajetórias tecnológicas obtidas nas etapas i-v, utilizando dados de proprietários de patentes da base PATSTAT (I); a inclusão dos proprietários corporativos se, e somente se, houver relação de propriedade com outras empresas da mesma trajetória tecnológica, utilizando dados de relações acionárias (propriedade corporativa) da base Orbis RvD (II).

Sendo assim, a Figura 11 representa a consolidação da trajetória tecnológica com a rede de propriedade, incorporando os eventos de F&A. A sequência de citações de patentes (em azul) forma a trajetória tecnológica, do ponto de vista tecnológico. As relações de propriedade patentária (em vermelho) e corporativa (em verde) formam o segundo componente da trajetória tecnológica, nessa abordagem: essas relações refletem não apenas as estratégias de P&D e patenteamento em um determinado campo tecnológico, mas também estratégias corporativas de aquisição e controle.

Capítulo 4. Resultados

Neste capítulo é feita a implementação sequencial dos passos descritos no Capítulo 3.2, partindo da exposição detalhada dos dados obtidos, das características da rede completa de patentes, dos *hubs*, dos proprietários de patentes, e de seus setores industriais de forma geral. Em seguida, é feita a implementação dos métodos selecionados para a análise de caminho principal, atribuindo peso às citações, encontrando e descrevendo as principais TTs e as companhias proprietárias da rede.

Capítulo 4.1. Rede Completa de Patentes

Uma rede de citação de patentes não pode comportar ciclos, isto é, nenhum grupo de patentes pode realizar um *loop* fechado de citações (em que a cita b , e b cita a , e assim por diante), o que violaria a temporalidade da rede, já que somente patentes mais recentes podem citar patentes mais antigas²⁹. Apesar disso, os dados contém uma pequena quantidade de citações com marco temporal inconsistente: patentes que citam patentes de um tempo posterior³⁰. Uma forma simples de resolver a ocorrência de ciclos na rede de citação de patentes é remover as patentes que violam o critério da temporalidade e também as citações duplicadas. Partindo da base de patentes de IA na área farmacêutica e utilizando o pacote *igraph*, a função `'is_dag()'` acusou a existência de ciclos.

Após a remoção das citações com problema de temporalidade³¹, obteve-se um número final de 5348 patentes e 6054 citações³², finalizando a **Etapa i**. As datas de publicação das patentes

²⁹Este tipo de rede é chamada de rede direcionada acíclica (*Directed Acyclical Graph*, DAG).

³⁰Chakraborty, Byshkin e Crestani (2020) apontam a origem desse problema como sendo principalmente de discrepâncias nos dados, ou seja, erros de catalogação que ocasionam duplicação de patentes com datas distintas, inversão de datas etc.

³¹Foram removidas apenas 4 citações, que estavam duplicadas com "sinal invertido", isto é, com a citando b , e b citando a . Removeu-se as entradas nas quais a patente mais antiga citava a patente mais recente.

³²Chama atenção também a distribuição nacional das patentes e das citações: EUA, China e Brasil concentravam, respectivamente, 70.5%, 10.3% e 0.1% das patentes da rede. Por outro lado, concentravam, respectivamente, 81.5%, 5.1% e 0.05% das citações da rede. Ou seja, considerando a integração das patentes na

compreendem o período entre 1974 e 2023. A Figura 12 representa a integralidade das citações entre as patentes encontradas. As patentes são coloridas, conforme os critérios de partição dos graus, como fontes, terminais ou usuários.

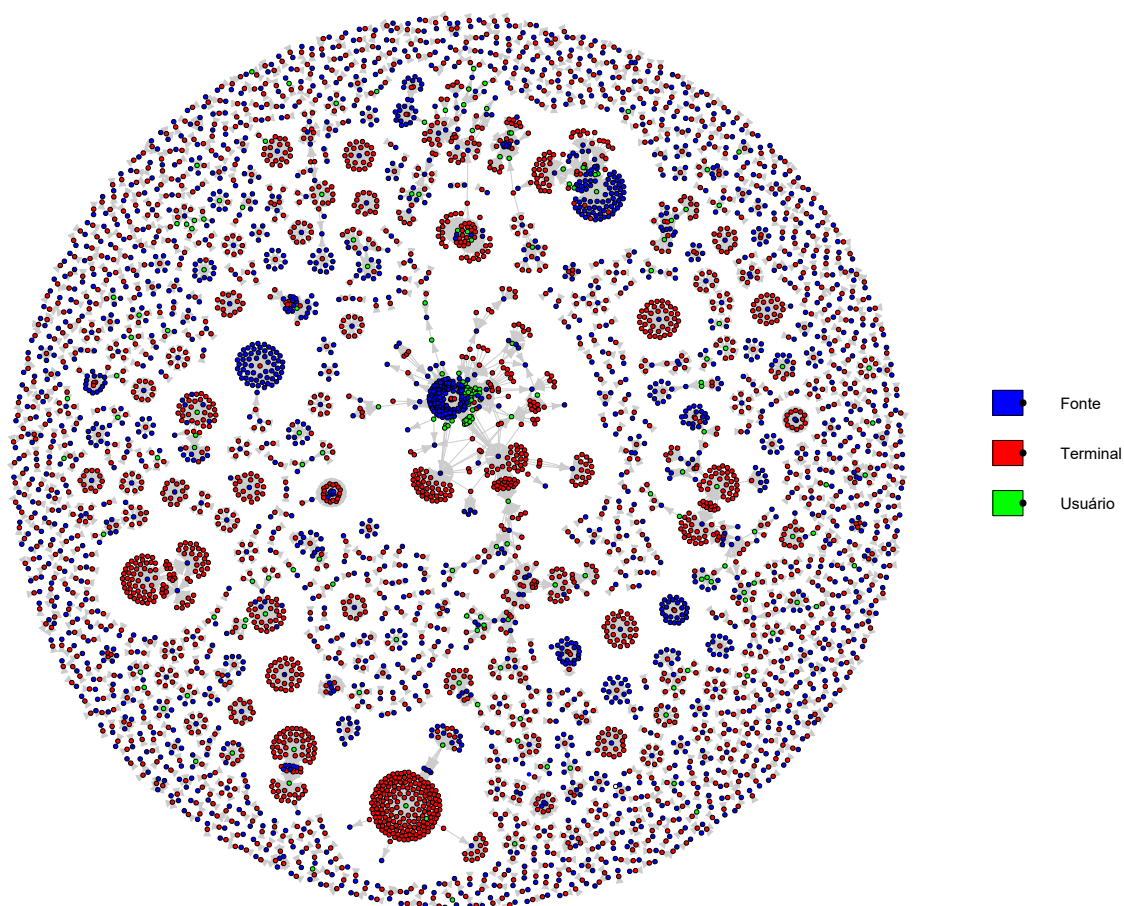


Figura 12: Rede Completa de Citação de Patentes de IA no Setor Farmacêutico. Fonte: autoria própria.

O primeiro aspecto estrutural que chama atenção é a baixa densidade da rede e o grande número de pequenos componentes, ou seja, não só a alta fragmentariedade da rede, consonante com a natureza do setor farmacêutico, mas a grande quantidade de tecnologias que ainda não estão integradas a nenhum outro componente, ou que representam uma trajetória tecnológica que foi abandonada. O maior componente da rede, localizado ao centro, conta com apenas 499 patentes (9.33% do total). As demais patentes estão distribuídas entre outros 985 componentes

rede, as patentes americanas estão consideravelmente mais integradas na rede tecnológica que as chinesas. O Brasil, com papel marginal, conta com poucas patentes e com baixíssima integração estrutural na rede.

com tamanhos decrescentes, sendo que apenas 73 componentes têm 10 ou mais patentes (7.4% dos componentes, que acumulam 49.9% das patentes), e 539 componentes são formados por apenas duas patentes (54.7% dos componentes, que acumulam 20.2% das patentes).

A evolução da grande área tecnológica compreendida pela base de patentes experimentou diferentes períodos de aceleração e desaceleração. A Figura 13 mostra como a quantidade de patentes encontradas se acumulou ao longo do tempo, distinguindo-as também em fontes, terminais e usuários. As tendências se aproximam a alguns marcos temporais importantes, destacados sobretudo no Capítulo 2, como os invernos da IA, cujo "fim" em 1992 coincide com o início da integração entre diferentes tecnologias (as patentes do tipo *terminal*); a revolução biotecnológica, por volta de 1976, que coincidiu com o início da série (1974); e os pontos de inflexão observados no "inverno de descontentamento" da indústria farmacêutica, no início dos anos 2000 (desaceleração) e, por fim, no crescimento da integração entre empresas farmacêuticas e de IA a partir dos anos 2016-2017, compatível com a inflexão nas séries de patentes, terminais e usuários, na mesma época.

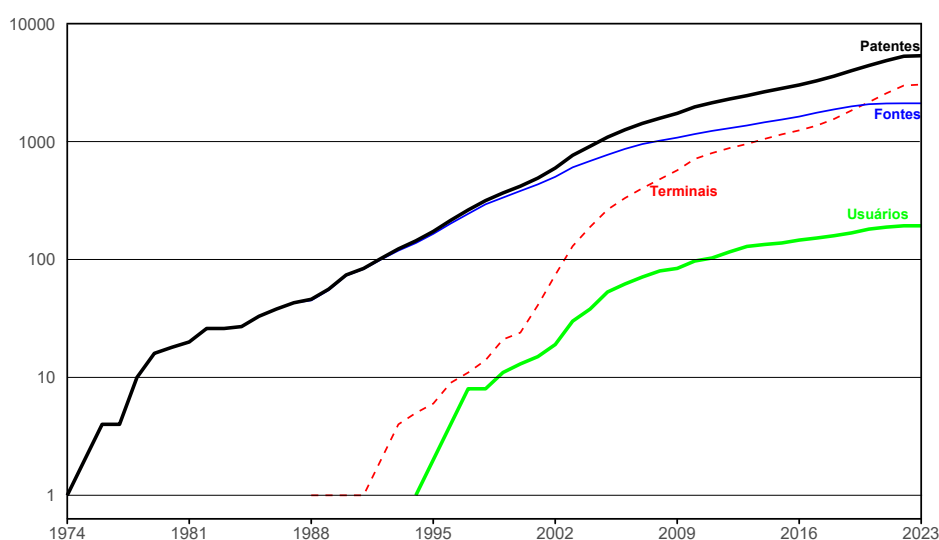


Figura 13: Evolução da Rede de Citação de Patentes de IA do Setor Farmacêutico. Fonte: autoria própria.

De forma geral, destacam-se algumas características da trajetória da inserção da IA no setor farmacêutico. Primeiramente, apesar de experimentar diversos pontos de inflexão, a velocidade de publicação de patentes nesse campo tecnológico aparenta estar convergindo para um patamar. Do ponto de vista das fases da dinâmica da inovação, não é irrazoável inferir que a trajetória se encontra entre as fases transitória e específica, isto é, quando

soluções dominantes estão sendo consolidadas e sofrerão alterações e melhorias cada vez mais marginais. Em segundo lugar, a partir do ano 1998 há uma rápida aceleração na publicação de patentes do tipo *terminal*, isto é, patentes que incorporam tecnologias anteriores na forma de produtos específicos, mas ainda sem aplicabilidade como tecnologias intermediárias, neste recorte. A evolução dos terminais também é compatível com a desaceleração da indústria farmacêutica na década de 2000, e com sua retomada a partir de 2016, com a integração crescente com o campo de IA.

Por fim, vale destacar um terceiro aspecto sugerido pela evolução desta rede de citação de patentes: o aparente estado estacionário das patentes dos tipos *fonte* e *usuário*. A desaceleração da introdução de inovações pioneiras e de tecnologias intermediárias sugere fortemente a maturação da trajetória, que dará espaço principalmente a novos produtos finais ou melhorias marginais destes produtos e de seus processos. Uma reversão de trajetória poderia acontecer somente com a introdução de inovações com significativo potencial disruptivo.³³

Outro aspecto importante da rede completa advém da análise da interação intersetorial das patentes. Como destacado, o setor farmacêutico, sobretudo a partir da revolução biotecnológica, passou a ter integração mais intensa com outros setores, principalmente os relacionados às TICs. Substituindo as patentes por suas classes IPC, na rede, obtemos os padrões de citação entre diferentes áreas tecnológicas, delimitadas pelas classificações industriais. As 5348 patentes estavam associadas a 2898 diferentes classes IPC³⁴, e na Figura 14 são destacadas as 25 classes IPC com maior número de citações por outras classes. A frequência das grandes classificações é distribuída da seguinte forma: a classe A (Necessidades Humanas) concentra 41.58% das ocorrências; a classe G (Física), 29.88%; a classe C (Química, Metalurgia), 12.18%; a classe H (Eletricidade), 8.49%; a classe B (Operações de Processamento e Transporte), 5.28%; a classe F (Engenharia Mecânica), 1.66%; a classe E (Edificações Fixas), 0.55%; e, finalmente, a classe D (Têxteis e Papel), 0.38%.

A aplicação mais frequente no setor farmacêutico foi a A61K 39/00, "*Preparações medicinais contendo antígenos ou anticorpos*", seguido por aplicações dos setores G e C, G06F 19/00, "*TIC especialmente adaptada para aspectos teóricos da química quântica, mecânica*

³³O método não é capaz de capturar adequadamente inovações que ainda não se consolidaram. Isto é, é possível que inovações disruptivas já tenham sido introduzidas à rede, mas com impacto ainda não consolidado, portanto não capturado.

³⁴Cada patente, na média, pertence a 4 (3.84) classes IPC diferentes. As patentes com menor número de classes IPC pertenciam a uma única classe, enquanto a patente com maior número pertencia a 45 diferentes classes

computacionais (C), mas também fornece informações valiosas acerca da diversidade de aplicações e sinergia entre estes campos tecnológicos.

Em relação aos proprietários da rede de patentes, a base inclui todos os co-proprietários listados na concessão da patente. A base de proprietários contava com 14552 proprietários, das 5348 patentes, distribuídos majoritariamente entre pessoas físicas, empresas, universidades e governos. A Tabela 2 lista os 10 maiores proprietários institucionais de patentes encontrados na base, e outras informações obtidas na base Orbis (MOODY’S, 2024) são acrescentadas.

Tabela 2: Companhias com maior número de patentes de IA do setor farmacêutico.

Companhia	Receita (mi USD)	P&D (% Receita)	NAICS	Atividades Principais	Patentes de IA-Farma	Patentes Ativas
Medtronic Inc	31400 (2023)	2696 (8.6%) (2023)	Electromedical [...] Apparatus Manufacturing (334510)	Provides innovative products and therapies	75	31806
University of California	49000 (2022)	-	Colleges, Universities [...] (611310)	Education	69	14561
The Invention Science Fund I LLC	-	-	Office Administrative Services (561110)	Business Services	59	632
IBM	60500 (2022)	6567 (10.9%) (2022)	Computer Systems Design Services (541512)	Hybrid cloud, AI and business services	49	230056
Illumina Inc	4580 (2022)	1321 (28.8%) (2022)	Laboratory Instrument Manufacturing (334516)	Provider of [...] genetic and genomic analysis	32	4647
Northwestern University	937 (2022)	-	Colleges, Universities [...] (611310)	Education	30	2425
MIT	-	-	Colleges, Universities [...] (611310)	Education	27	13888
Tandem Diabetes Care Inc	801 (2022)	170 (21.2%) (2022)	Surgical and Medical Instrument Manufacturing (339112)	Products insulin-dependent diabetes.	24	72
Asante Solutions Inc	3.92 (2022)	3.76 (95.9%) (2022)	Surgical and Medical Instrument Manufacturing (339112)	Insulin cartridges and pumps for diabetes	23	36
Bigfoot Biomedical Inc	20.6 (2022)	-	Surgical and Medical Instrument Manufacturing (339112)	Online cloud-based diabetes management platform operator	23	223

Aqui já é possível identificar uma grande variedade de firmas dentre as principais detentoras de tecnologias do setor, advindas de diversos setores de atuação principal (por Setor NAICS), e incluindo *big pharma*, *big techs*, universidades e *small techs* que atuam em nichos de mercado. A grande quantidade de patentes de IA aplicadas ao setor farmacêutico

por firmas de diversos setores de atuação é um forte indicador da importância dos recursos e competências como uma base para a criação e patenteamento de conhecimento nesse setor.

A VBR e a TCD conferem importância destacada para os recursos raros, não-imitáveis e não-substituíveis das firmas. A importância de firmas como a IBM pode ser entendida como uma decorrência direta de algumas de suas capacitações, como a grande capacidade de processamento de dados, o acesso a técnicas computacionais avançadas e a infraestrutura de dados. Por outro lado, a IBM também dispõe de algoritmos proprietários e patentes a partir das quais desenvolve inovações incrementais. A presença de diversas universidades pode ser relacionada à presença de profissionais especialistas e pesquisadores capazes de desenvolver, por exemplo, tecnologias de ponta, um importante recurso humano. Estes e outros recursos promovem vantagens competitivas importantes para a firma e impulsionam a inovação e a produção de conhecimento, mas não são condição suficiente para garantir o sucesso econômico ou o domínio de uma determinada trajetória tecnológica.

Outro aspecto importante é a capacidade e o esforço em P&D. De fato, destacaram-se empresas de menor porte dentre as que mais investem, proporcionalmente, em P&D³⁵. Dentre as empresas especializadas no setor farmacêutico, na lista, a posição e quantidade de patentes do setor é proporcional a área (ou escopo) de atuação da empresa: a Medtronic Inc tem grande escopo, fornecendo produtos, serviços e terapias em diversas áreas da saúde. Já a Illumina Inc tem foco nos setores de genética e genômica, enquanto a Tandem Diabetes Care Inc e a Asante Solutions Inc atuam majoritariamente no nicho dedicado à doença de diabetes. Chama a atenção também a posição de destaque do Invention Science Fund I LLC, um fundo de investimentos focado na obtenção e licenciamento de direitos de patente.

Capítulo 4.2. Nichos e Trajetórias Tecnológicas

As três etapas seguintes (ii, iii e iv) consistem nos métodos da análise de caminho principal. A **Etapá ii** consiste no cômputo dos pesos das arestas pelo método de SPLC. Para tal, a rede construída na etapa anterior é submetida ao *software Pajek* (Batagelj; Mrvar, 1998) para os cálculos para redes direcionadas e acíclicas. Ao final do período, a rede completa contava com 3045 terminais, 2110 fontes e 193 usuários, do total de 5348 patentes. As 10 patentes com maior

³⁵Sobre isso, Lakdawalla (2018) sugere que firmas maiores têm preferência por utilizar recursos financeiros internos para financiar gastos em P&D, enquanto firmas menores podem ter que recorrer a outros instrumentos como o endividamento ou aportes externos.

resultado de SPLC, isto é, as patentes com maior importância tecnológica na totalidade da rede, são listadas na Tabela 3.

Tabela 3: Patentes com maiores resultados de SPLC na rede completa.

Patente	Nicho	Ano	Classe IPC	Proprietário	Citações	SPLC
548848997	Medicina Nuclear	2021	A61B 6/00	Progenics Pharmaceuticals Inc	12	0.07420
413239071	Biotecnologia	2013	A61K	Iogenetics LLC	174	0.05031
301115986	Monitoramento Remoto	1994	G06F 19/00	Digital Equipment Corporation	24	0.03615
317496341	Diabetes	2010	A61B 5/00	Smiths Medical ASD Inc	7	0.02991
299581820	Terapia Gênica	1994	A61K 49/00	J & W McMichael Software Inc	33	0.02260
415314190	Diabetes	2014	A61B 5/145	Tandem Diabetes Care Inc	6	0.02243
379527134	Diabetes	2013	A61K 9/22	Tandem Diabetes Care Inc	5	0.01956
297008663	Terapia Gênica	1997	A61K 49/00	J & W McMichael Software Inc	33	0.01911
274485236	Doenças Cardíacas	2010	A61K	Ai-Semi Ltd	47	0.01889
585162511	Oncologia Ortopédica	2022	A61K 51/04	Progenics Pharmaceuticals Inc	0	0.01782

Fonte: autoria própria.

Os resultados descrevem um cenário bastante distinto do descrito pela Tabela 2, isto é, os proprietários das patentes com maior importância na rede não se resumem às empresas com os maiores portfólios de patentes do setor, mas também empresas menores, mas dedicadas a nichos de mercado. Os resultados também reforçam a fragmentação do setor, tendo patentes com grande importância tecnológica em diversos setores sem qualquer integração, isto é, nichados³⁶. A **Etapa iii** consiste na seleção dos principais sub-grafos da rede. A Figura 15 destaca os dez maiores componentes da rede, que conjuntamente incluem 1556 (29.1%) patentes.

Como destacado anteriormente, a fragmentariedade da rede, mesmo que esta conte com componentes de tamanho razoável, tem impacto direto na aplicação da análise de caminho principal, uma vez que o algoritmo de atribuição de pesos (SPLC) opera a partir de caminhos finitos entre os vértices³⁷, de forma que os resultados também sejam fragmentados, isto é, indiquem caminhos principais em diferentes componentes. Os dez maiores componentes encontrados na rede representam as principais áreas farmacêuticas, ou nichos, em que se utilizam tecnologias de IA, sendo sua nomeação derivada dos títulos e resumos das patentes que o compõe. O maior componente da rede, com 499 patentes, é composto majoritariamente por patentes na área de Tratamento de Diabetes. Ao implementar o método de rotas-chave, porém, obteve-se apenas 6 componentes, destacados na Figura 16.

³⁶ A Classe IPC utilizada na Tabela 3 é a primeira classe listada para a patente, na base de dados.

³⁷ Em oposição a caminhos infinitos, ou seja, 'caminhos' entre componentes.

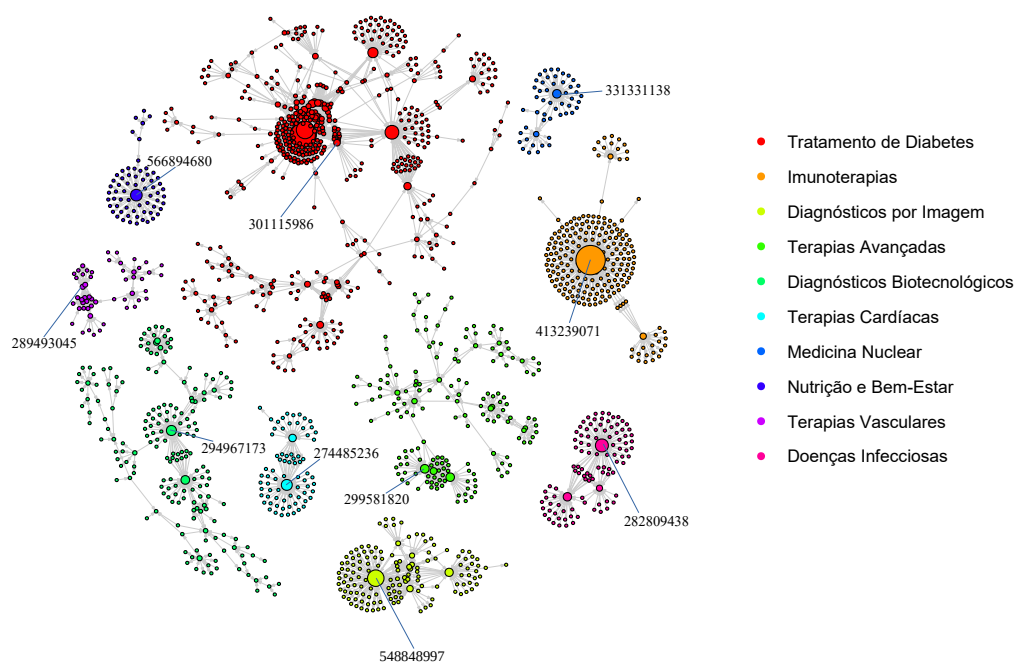


Figura 15: Dez maiores componentes da rede de citação de patentes, sua descrição e a patente com maior SPLC em cada componente. Fonte: autoria própria.

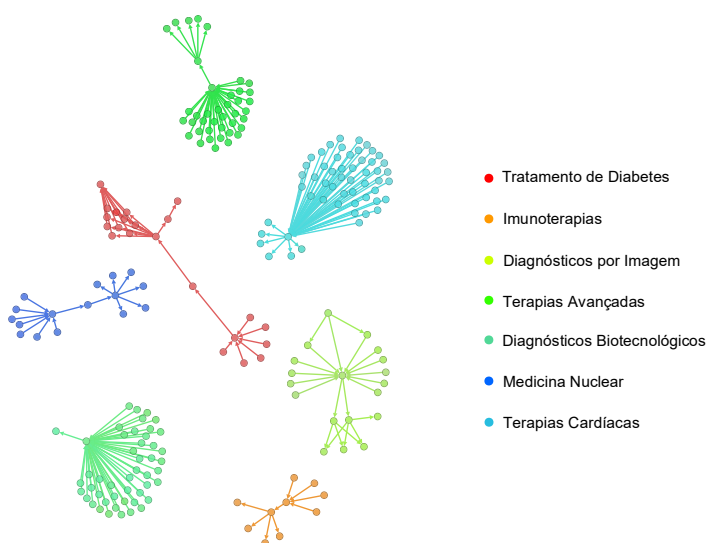


Figura 16: Caminhos principais obtidos pelo método de rotas-chave, que resultou em 6 componentes independentes. Fonte: autoria própria

Devido a fragmentariedade da rede e a concentração das patentes em nichos independentes, os componentes destacados na Figura 15, mesmo circunscritos num mesmo paradigma tecnológico (isto é, o paradigma da Inteligência Artificial), representam trajetórias independentes, principalmente ao considerar o baixíssimo grau de substituição entre seus

produtos. Nesse sentido, a fragmentariedade se coloca como uma limitação importante do método, exigindo que a análise de caminho principal seja realizada individualmente em cada componente. Uma vez que os resultados de centralidade (SPLC) incluíram patentes de diversos nichos e componentes distintos, optou-se por prosseguir a análise somente para o maior componente da rede, isto é, o componente especializado em Diabetes. Esta opção é também fundamentada pela análise executada no Apêndice C, que sugere uma lógica de ligação preferencial em torno de patentes centrais, isto é, a existência de trajetórias consolidadas nos componentes, especialmente no maior componente. Dessa forma, as **Etapas iv e v** são executadas somente para a trajetória de tratamento de diabetes.

Capítulo 4.3. Tratamento de Diabetes com IA

A doença de diabetes afeta cerca de 500 milhões de pessoas mundialmente, dos quais uma parte significativa necessita de tratamento com insulina (Yao *et al.*, 2023). Além de ser uma doença em crescimento, a diabetes representa um fardo significativo para os gastos em saúde, contribuindo para 12% dos gastos totais em saúde, seja diretamente ou por complicações indiretas (Yu; Song *et al.*, 2024). De acordo com relatório da SkyQuest (2024), o mercado de bombas de insulina, o principal equipamento de entrega (administração) automatizada de insulina, representava um valor aproximado de 5.9 bilhões de dólares, em 2022.

A Trajetória de Tratamento de Diabetes com IA se inicia em 1986, experimentando uma rápida evolução a partir dos anos 2000. Na década de 2010, a trajetória passa por uma rápida desaceleração, atingindo sua fase específica. As últimas tecnologias precursoras e tecnologias intermediárias da trajetória são publicadas entre os anos de 2014 e 2015, enquanto as tecnologias terminais, semelhantemente ao setor farmacêutico de forma geral, experimentaram uma aceleração a partir dos anos 2016-2017.

Para contextualização e melhor apreciação da trajetória tecnológica de tratamento de diabetes, é apresentado na Figura 18 um panorama do componente completo. O componente, constituído por 499 patentes, possui diversas ramificações, destacadas na figura, inclusive não diretamente relacionadas com a doença de diabetes. O ramo principal, isolado por uma patente do tipo *usuário* (em verde), contém 317 patentes que são majoritariamente voltadas para o tratamento de diabetes.

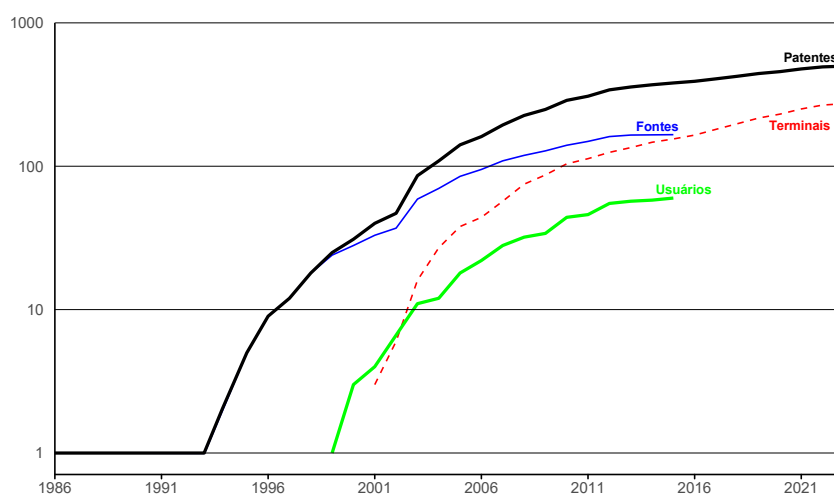


Figura 17: Evolução da Rede de Citação de Patentes da TT de Tratamento de Diabetes com IA.
Fonte: autoria própria.

As patentes pertencentes ao caminho principal (**Etapa iii**), localizadas na área destacada em laranja, incorporam de forma direta ou indireta as tecnologias do mesmo ramo do componente. O caminho principal obtido para esta trajetória³⁸ é composto por 22 patentes individuais, simplificadas para 9 famílias de patentes (ou 9 números prioritários), publicadas entre os anos de 1994 e 2021. Para a **Etapa iv**, é fornecido um breve descritivo das principais características destas patentes, na Tabela 4. Nas famílias de patentes, a classificação IPC é idêntica entre todas as patentes, enquanto os títulos e conteúdos são apenas ligeiramente distintos. Além disso, com exceção da patente 317496341³⁹, todas as patentes têm apenas uma ou duas classificações IPC. No desenvolvimento da trajetória, fica evidente como as tecnologias precursoras foram sendo gradativamente incorporadas em novas inovações.

As quatro primeiras patentes, publicadas entre 1994 e 2007, descrevem sistemas e dispositivos genéricos para monitoramento e infusão de substâncias para automedicação. A partir de 2010, as patentes da trajetória passam a lidar exclusivamente com a doença de diabetes, reivindicando patentes de produtos e *designs* específicos. A partir daqui, convém

³⁸ As diferentes estratégias de busca propostas por Liu e Lu (2012) e mencionadas no Capítulo 3.2, com diferentes pontos de partida e de chegada na varredura (progressivo, regressivo etc.), geraram caminhos idênticos.

³⁹ A patente 317496341 está classificada em nove classes diferentes, com três subclasses de A61M ("Dispositivo para introduzir materiais no corpo ou depositá-los sobre o mesmo") e G05B ("Sistemas de Controle ou Regulagem em Geral"), além das classes A61B ("Diagnóstico, Cirurgia, Identificação"), G05D ("Sistemas para Controle ou Regulagem de Variáveis não-elétricas") e G16H ("TIC especialmente adaptada para a Manipulação ou Processamento de Dados Médicos ou de Saúde").

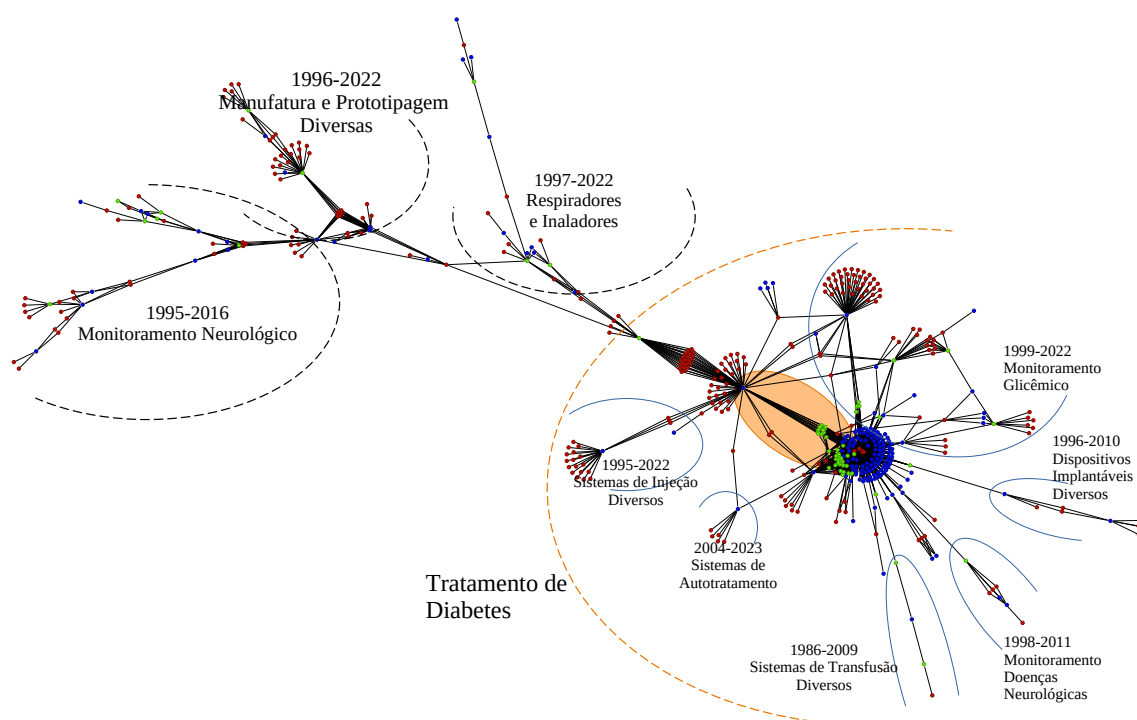


Figura 18: Desenvolvimento do Componente de Tratamento de Diabetes. A área destacada em laranja inclui as patentes do caminho principal da trajetória. Fonte: autoria própria.

incorporar a estrutura de propriedade (**Etapa v**) para analisar a evolução da trajetória também do ponto de vista das estratégias corporativas e das capacitações da firma.

A Figura 19 detalha a trajetória, incorporando os proprietários das patentes e os eventos de aquisição relevantes entre as firmas envolvidas na rede de propriedade. Para a análise, é feita uma exposição cronológica dos produtos e eventos de aquisição associados a cada uma das patentes (ou família de patentes), interpretando-os a partir dos elementos da TCD destacados anteriormente.

O desenvolvimento desta trajetória tecnológica tem contraparte em alguns produtos orientados ao tratamento de diabetes, e o principal produto é a bomba de insulina. A primeira bomba de insulina disponível comercialmente remonta à década de 1980, comercializada pela Medtronic Minimed remonta à década de 1990 (Vigersky *et al.*, 2021), mas é somente a partir de 2003 que a IA é incorporada (por meio da citação da patente de sistema de TIC com IA,

Tabela 4: Patentes no Caminho Principal de Tratamento de Diabetes.

Patente	IPC	SPLC	Ano	Título
301115986	G06F 19/00	0.050706	1994	<i>Remote monitoring of high-risk patients using artificial intelligence</i>
FM26792264	A61K 9/22	0.004890	2003	<i>External infusion device with remote programming bolus estimator and/or vibration alarm capabilities</i>
293118660	G06F 19/00, A61B 5/00	0.013564	2003	<i>Medical system and a method of controlling the system for use by a patient for medical self treatment</i>
279147725	A61K 9/22	0.002366	2007	<i>Method and system for manual and autonomous control of an infusion pump</i>
317496341	A61M%, G05B%	0.022475	2010	<i>Expert system for insulin pump therapy</i>
379527134	A61K 9/22	0.014195	2013	<i>Programmable insulin pump</i>
415314190	A61B 5/145, A61M 31/00	0.017664	2014	<i>Insulin pump based expert system</i>
FM65234632	A61K 38/28	0.009305	2021	<i>Therapy assist information and/or tracking device and related methods and systems (insulin pen)</i>
555362940	A61K 38/28	0.009305	2021	<i>Insulin injection assistance systems, methods, and devices</i>

Fonte: autoria própria.

301115986 (US 5357427A), no ramo principal da trajetória (em azul), aos sistemas que regulam o funcionamento do produto, com as patentes da família FM26792264⁴⁰, que se basearam em um produto comercial da época (MiniMed™507). Apesar disso, é somente entre os anos de 2016 e 2017 que algoritmos de IA são efetivamente incorporados em um produto comercial, a MiniMed™670G, que simula um pâncreas artificial, operando de forma autônoma em sistema de *loop* fechado (Kesavadev *et al.*, 2020; Vigersky *et al.*, 2021). Atualmente, a Medtronic Minimed corresponde por aproximadamente 55% da fatia de mercado de bombas de insulina (Yu; Song *et al.*, 2024), enquanto a Tandem Diabetes alcançava 30% (TandemDiabetes, s.d.).

O ramo secundário da trajetória (em preto) se iniciou em outra tecnologia precursora, que assim como a primeira patente da série, se refere a um sistema que combina uma TIC à IA para aplicações médicas, por meio da patente 293118660 (US 6540672B1). A proprietária da patente,

⁴⁰Uma das patentes, por exemplo, foi submetida já em 1999, com código 293617026 (US 6554798B1).

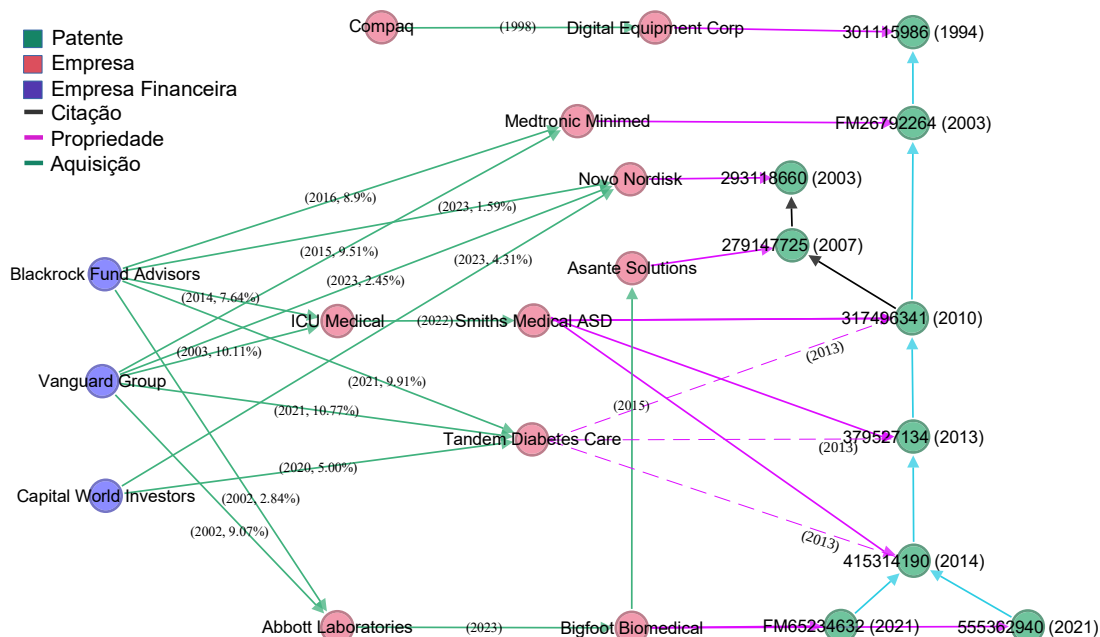


Figura 19: TT de Tratamento de Diabetes com IA.

São representadas as citações de patente (em preto), a propriedade da patente (em rosa), e os eventos de aquisição (em verde), com data inicial da aquisição e posição acionária final. O ramo principal da trajetória é destacado em azul. Fonte: elaboração própria.

Novo Nordisk, é uma empresa dinamarquesa da indústria química com 13790 patentes em seu portfólio de patentes (MOODY'S, 2024), das quais 10 fazem parte dessa rede. A partir desta patente precursora, a Asante Solutions publicou a patente 279147725 (US 8192394B2), para proteger sua bomba de insulina automatizada Asante Snap™.

A partir deste ponto, os dois ramos são integrados em uma sequência de três patentes publicadas pela Smiths Medical ASD, antiga subsidiária da divisão médica do Smiths Group PLC, fabricante de equipamentos elétricos e eletrônicos (MOODY'S, 2024). Estas patentes protegem um conceito de bomba de insulina gerenciada por um *sistema especialista*, sendo embarcadas no produto *Deltec Cozmo™*. As patentes precursoras dos dois ramos representam a primeira implementação de IA no setor, isto é, a transição entre sistemas mais simples, analógicos ou mesmo digitais, para sistemas mais sofisticados e automatizados voltados para a área da saúde.

Na amostra, as tecnologias precursoras são detidas por grandes empresas de tecnologia, demonstrando a importância da participação de grandes firmas na introdução de inovações pioneiras, isto é, na fase fluida, enquanto nas fases seguintes, com a consolidação de tecnologias, abre-se espaço para que firmas de menor porte introduzam inovações mais incrementais e específicas. É importante notar que, embora a fase fluida viabilize a entrada

de firmas menores com inovações disruptivas, as inovações precursoras e mais tecnologicamente significativas foram introduzidas por, ou capturadas por meio de aquisições, pelas maiores e mais importantes firmas. As tecnologias embarcadas nas patentes FM26792264 (2003), da Medtronic Minimed, e 293118660 (2003), da Novo Nordisk, por exemplo, podem ser consideradas como as principais tecnologias intermediárias da trajetória, fornecendo os modelos "base", ou *designs* dominantes, para bombas de insulina que serão incorporados, posteriormente, nos projetos de concorrentes entrantes no mercado.

O primeiro evento relevante de aquisição ocorre em 2013, com a aquisição, pela Tandem Diabetes Care, de 23 patentes relacionadas a diabetes do portfólio da Smiths Medical ASD, protegendo seu principal produto *t:slim X2™*. O segundo evento relevante de aquisição intrasetorial é a aquisição do portfólio de patentes da Asante Solutions pela Bigfoot Biomedical Inc, pequena fabricante de equipamentos médicos e provedora de software relacionado a doença de diabetes, em 2015. O novo produto lançado pela empresa, *Bigfoot Unity™*, inclui uma série de equipamentos e sistemas, e também é protegido pelas últimas patentes identificadas na TT, FM65234632 (incluindo *US 11154660B2* e outras 4 patentes) e 555362940 (*US 11083852B2*), publicadas por volta do ano de 2021. Por fim, os grupos ICU Medical⁴¹ e Abbott Laboratories⁴² adquiriram as empresas Smiths Medical ASD (2022) e Bigfoot Biomedical (2023), respectivamente.

Os eventos de aquisição de ativos revelam como firmas buscam, efetivamente, incorporar portfólios de patentes complementares aos seus próprios portfólios, buscando uma posição mais robusta em tecnologia e facilitando a incorporação de tecnologias complementares, com um risco reduzido de litígios. Os eventos de aquisição horizontal, adicionalmente, representam a incorporação direta de capacitações e posições da firma, na busca por posições mais robustas, tanto do ponto de vista organizacional como da estrutura de mercado. Do ponto de vista organizacional, a fungibilidade e complementaridade das capacitações das firmas é evidente tanto entre empresas do mesmo nicho, que buscam consolidar suas próprias posições por meio das aquisições, quanto no caso de empresas de outros nichos (como a Abbott Laboratories e a ICU Medical, do ramo da saúde), mas com as capacitações necessárias para realizar a entrada no mercado.

Os principais eventos de aquisição por empresas do ramo financeiro, destacados na Figura 19, revelam um alto grau de interconexão indireta, em anos mais recentes, entre todas

⁴¹Faturamento de 2260 mi USD em 2023, 1724 patentes (MOODY'S, 2024)

⁴²Faturamento de 40100 mi USD em 2023, 38685 patentes (MOODY'S, 2024)

as principais empresas envolvidas na TT. Tais esforços de investimento em, mesmo em empresas concorrentes, podem sugerir uma estratégia de longo-prazo, na qual a instituição financeira atua no sentido de expandir sua participação e, conseqüentemente, o acesso a conhecimento sobre o setor, e assim promover mudanças na estrutura de ativos (sobretudo da rede de propriedade) para que se obtenha acesso a recursos e conhecimentos externos adicionais. Ou seja, os investidores financeiros, colocados como "intermediadores do conhecimento" na literatura de redes de propriedade (Abreu, 2018; Abreu; Grassi; Del-Vecchio, 2019; Lacetera, 2001), atuariam ativamente para concentrar o mercado, e promover interações sinérgicas entre empresas de um mesmo setor, promovendo para si e para seus acionistas, rendas extraordinárias e contínuas no longo-prazo⁴³.

Do ponto de vista da tecnologia, a inteligência artificial vem sendo incorporada a esse nicho desde a década de 2000, iniciando uma fase de maturidade tecnológica na década de 2010. Há, porém, uma evolução contínua, com novas patentes e modelos sendo lançados. Assim, por mais que haja uma consolidação de alguns *designs*, a partir de tecnologias precursoras, não é possível afirmar categoricamente que os últimos incrementos captados pelo estudo sejam, definitivamente, os "modelos estabelecidos", isto é, os padrões semi-permanentes da indústria. Apesar disso, as melhorias tecnológicas introduzidas por novas patentes, advindas de diferentes firmas concorrentes, seguem um padrão de dependência de trajetória, remetendo ao mesmo padrão de bombas de insulina de décadas anteriores, incorporando conjuntos de equipamentos, sensores e acessórios semelhantes.

Do ponto de vista das firmas, as capacitações desempenham um papel fundamental tanto para a criação e apropriação do conhecimento, quanto para os processos de busca por recursos externos, como por meio de aquisições de ativos e portfólios de patentes. A fragmentação típica do setor farmacêutico é reforçada pelo caráter permite que empresas menores, com grandes habilidades e rotinas de inovação, e conhecimentos específicos, superem os custos de entrada e introduzam produtos inovadores no mercado, protegidos por direitos de patente. Porém, assim como sugerido pela literatura, sucesso comercial ou tecnológico não são sinônimos de vantagem posicional de longo-prazo, tendo em vista que pequenas empresas com importantes capacitações dinâmicas são incorporadas,

⁴³Esta sugestão é desafiada pelo que se sugere em Fichtner, Heemskerk e Garcia-Bernardo (2017), que grandes fundos de investimento podem realizar aportes horizontais, isto é, em diversas firmas do mesmo setor, mesmo concorrentes, de forma contínua e passiva. Apesar disso, os autores destacam que os fundos podem influenciar as ações gerenciais dessas companhias, convergindo estratégias entre supostos concorrentes. Ou seja, o investimento é passivo, mas o controle e a influência afetam efetivamente as firmas.

eventualmente, por grandes empresas, em uma tendência de monopolização do setor. A descentralização vertical da indústria também intensifica os processos de entrada de pequenas firmas que forneçam soluções de nicho de mercado, porém, os direitos de propriedade intelectual atuam como contrapeso deste processo.

Por fim, vale destacar algumas limitações importantes do método e dos resultados encontrados. Primeiramente, a análise de patentes e de propriedade é insuficiente para explorar, a fundo, as capacitações dinâmicas da firma, oferecendo apenas indícios de capacitações. Uma análise minuciosa de rotinas e processos internos executados por firmas do setor traria maior interpretabilidade aos resultados. Em segundo lugar, a quantidade de dados é insuficiente, num mercado fragmentado, para identificar de forma inequívoca processos de dependência de trajetória, que podem ocorrer somente em maiores hiatos temporais. Os dados indicam um mercado muito dinâmico e fragmentado, mas em momento de transição para a fase específica. Por último, a análise combinada de redes de patente e de propriedade também fornece indicadores importantes sobre a interação entre firmas e a dinâmica da organização industrial, mas que poderia ser enriquecida pela análise de litígio e licenciamento de patentes, de colaborações de P&D, e por modelos de concorrência de produto, que podem reforçar o valor tecnológico e econômico percebido sobre patentes específicas.

Considerações Finais

O setor farmacêutico é altamente fragmentado, reunindo uma grande diversidade de nichos que atendem a diferentes doenças e tratamentos especializados. Esta característica do setor, por um lado, gerava um potencial latente para que inúmeras oportunidades comerciais fossem exploradas. Por outro lado, altas exigências de investimento em P&D e em capital formam barreiras a entrada duradouras e bem conhecidas do setor. Avanços como a revolução biotecnológica e a introdução das TICs ao longo do setor farmacêutico reduziram, principalmente, as barreiras à entrada, distribuindo custos individuais por meio do aumento da divisão do trabalho. A inteligência artificial representa um novo paradigma, para o qual a indústria farmacêutica vem convergindo em ritmos inconstantes desde a década de 1970. A característica generalidade das técnicas de IA representa uma grande oportunidade para o setor, sendo compatível com a necessidade de atuação em nichos, e diferentes propostas de intervenção para problemas de saúde, os quais são inerentemente complexos.

Como prenunciado, a análise de citação de patentes, mesmo feita a partir da busca de patentes com "um mesmo tipo de tecnologia embarcada" , isto é, a IA, revelou uma rede tecnológica altamente fragmentada, separada em nichos de tamanhos variados. A fragmentação tecnológica do setor, porém, pode estar sendo reforçada pela falta de maturidade das trajetórias, ou seja, a integração de diversas trajetórias ainda é uma possibilidade para o futuro. A incorporação de IA partiu de técnicas genéricas, mas aplicadas a problemas específicos e no contexto de uma trajetória única para cada nicho, como o de tratamento de diabetes, das imunoterapias, das terapias avançadas etc. A análise das posições ocupadas pelas firmas na rede de tecnologia revelou uma dinâmica complexa na qual as capacitações permitem que o conhecimento seja criado e apropriado por firmas de diferentes tamanhos, e que rotinas de busca e aquisição são postas em prática para a aquisição de portfólios de patentes complementares.

Adicionalmente, a análise na rede de propriedade também revelou estratégias de busca e controle que não consideram apenas as posições da firma num contexto de aquisições, mas também rotinas, processos e outras capacitações que podem ser incorporadas à firma principal, de modo a expandir suas próprias capacitações e realizar a entrada em nichos de mercado. Isto é, neste setor, verifica-se que parte importante da inovação é introduzida por empresas de menor porte que, em algum momento, são incorporadas a empresas maiores, respondendo à pergunta "Mas persiste a questão se produtos inovadores podem ou não ser descobertos e desenvolvidos por organizações pequenas, altamente especializadas e transitórias." Malerba e Orsenigo (2015, p.17, tradução nossa). Esta dinâmica também fornece informações importantes a respeito da dualidade do conhecimento na indústria, sendo parte relevado, como por meio da publicação de patentes, e parte secreto, inferido a partir das posições, como patentes, marcas e relações, que uma firma consegue construir. A participação de grandes agentes financeiros também é compatível com achados da literatura, que destacam seu papel como importantes intermediadores do fluxo de conhecimento, e promotores da interação sinérgica de capacitações entre diversas firmas do setor, em uma dinâmica que pode ser entendida como monopolizadora, por um lado, mas integradora e geradora de ganhos de eficiência, por outro.

Sobre as trajetórias do paradigma da IA no setor farmacêutico, os achados sugerem uma consolidação deste paradigma que, apesar de experimentar diferentes velocidades de implementação em diferentes nichos, já fundamenta a transição entre as fases transitória e específica para diversas trajetórias tecnológicas. A recente desaceleração da taxa de inovações precursoras e tecnologias intermediárias, somada a avanços persistentes em soluções mais específicas (com as patentes terminais), reforça este ponto, sugerindo que presentemente, ainda serão promovidos importantes avanços nos processos produtivos de produtos farmacêuticos com IA embarcada, acelerando o barateamento e a expansão destes, e que a introdução e consolidação de novos produtos, modelos e *designs* ainda ocorre, mesmo com a persistência de alguns *designs* dominantes como a Bomba de Insulina. Apesar de tal sugestão, a limitação do modelo em capturar a relevância tecnológica de tecnologias patenteadas mais recentemente, assim como a própria natureza dinâmica do processo de inovação, comprometem a captura de tendências atuais, isto é, que ainda não estão completamente consolidadas.

Do ponto de vista nacional, o papel pioneiro e de destaque de firmas, organizações e inventores norte-americanos é incontestável. Não apenas as tecnologias precursoras são majoritariamente originadas nos Estados Unidos, mas as trajetórias tecnológicas são desenvolvidas dentro do sistema americano de inovação, não apenas em números absolutos, mas também quando se pondera pela importância tecnológica destes avanços. Neste contexto, o Brasil tem papel marginal, originando um número desprezível de inovações sem importância estrutural. Ou seja, no contexto da Inteligência Artificial na Indústria Farmacêutica, o sistema de inovação brasileiro tem inserção insignificante no circuito internacional de ideias e de avanço tecnológico, ao menos do ponto de vista das tecnologias patenteadas.

O estudo também encontrou outras limitações importantes, sendo os dados e resultados encontrados insuficientes para dar conta, detalhadamente, de importantes capacitações dinâmicas das firmas, como as rotinas de inovação, a governança do conhecimento e outros processos relacionados a ativos intangíveis. A fragmentação típica do mercado também limitou, substancialmente, a possibilidade de se identificar dinâmicas de maior prazo, como *lock-ins* e dependências de caminho, de forma mais detalhada, além de limitar a implementação do próprio método de análise de caminho principal. Por fim, o uso de dados de citação e propriedade de patentes, combinado a dados de posição acionária, exclui um importante componente da dinâmica da concorrência no âmbito da tecnologia, a saber, os litígios patentários e as práticas de licenciamento de tecnologias, que também são importantes para verificar a significância tecnológica e econômica das patentes.

Assim, tem-se uma abordagem integrativa que viabiliza uma análise aprofundada da evolução do CEIS 4.0, traçando padrões de interação entre diferentes agentes do complexo, e como se constituem os fluxos de conhecimento local, específico e transitório ao longo do tempo. Apesar das limitações metodológicas, o estudo trata de um importante tema emergente, qual seja a evolução do papel da Inteligência Artificial na Indústria Farmacêutica, valendo-se de uma abordagem adequada para analisar sua progressão tecnológica, a análise de caminho principal, trazendo um avanço metodológico com a integração das redes de propriedade à rede de patentes. O estudo também expande o escopo metodológico da análise da inserção da Inteligência Artificial na área da Saúde, em sua totalidade, e abre uma agenda de estudo da interface da área dos fármacos com outras áreas do conhecimento, inclusive sob a ótica da firma.

Referências

37 CFR. **Code of Federal Regulations, Title 37: Patents, Trademarks, and Copyrights.** [S. l.]: Federal Register, 2023.

ABREU, Mariana Piaia. A complexidade da estrutura produtiva e financeira: uma análise de redes para o Brasil, 2018. DOI: 10.13140/RG.2.2.22910.61762. Disponível em: <http://rgdoi.net/10.13140/RG.2.2.22910.61762>. Acesso em: 26 abr. 2024.

ABREU, Mariana Piaia; GRASSI, Rosanna; DEL-VECCHIO, Renata R. Structure of control in financial networks: An application to the Brazilian stock market. **Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications**, Elsevier, v. 522, p. 302–314, 2019.

AGUILERA, Ruth V; JACKSON, Gregory. The cross-national diversity of corporate governance: Dimensions and determinants. **Academy of management Review**, Academy of Management Briarcliff Manor, NY 10510, v. 28, n. 3, p. 447–465, 2003.

ALBERT, Réka; JEONG, Hawoong; BARABÁSI, Albert-László. Error and attack tolerance of complex networks. **Nature**, Nature Publishing Group UK London, v. 406, n. 6794, p. 378–382, 2000.

BANAL-ESTAÑOL, Albert; NEWHAM, Melissa; SELDESLACHTS, Jo. Common Ownership in the U.S. Pharmaceutical Industry: A Network Analysis. **The Antitrust Bulletin**, v. 66, n. 1, p. 68–99, mar. 2021. ISSN 0003-603X, 1930-7969. DOI: 10.1177/0003603X20985796.

BARABÁSI, Albert-László. Network science. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, The Royal Society Publishing, v. 371, n. 1987, p. 20120375, 2013.

BARABÁSI, Albert-László; BONABEAU, Eric. Scale-Free Networks. **Scientific American**, v. 288, n. 5, p. 60–69, maio 2003. ISSN 0036-8733. DOI: 10.1038/scientificamerican0503-60. Acesso em: 26 abr. 2024.

BATAGELJ, Vladimir. Efficient Algorithms for Citation Network Analysis. **Preprint Series**, v. 41, out. 2003.

BATAGELJ, Vladimir; MRVAR, Andrej. Pajek-program for large Network analysis. **Connect**, v. 21, p. 47–57, jan. 1998.

BEKKERS, Rudi; MARTINELLI, Arianna. Knowledge positions in high-tech markets: Trajectories, standards, strategies and true innovators. **Technological Forecasting and Social Change**, Elsevier, v. 79, n. 7, p. 1192–1216, 2012.

BOLDRIN, Michele; LEVINE, David. **Against Intellectual Monopoly**. [S. l.: s. n.], nov. 2008. Publication Title: Against Intellectual Monopoly. ISBN 978-0-521-12726-4. DOI: 10.1017/CBO9780511510854.

BRESNAHAN, Timothy F; TRAJTENBERG, Manuel. General purpose technologies ‘Engines of growth’? **Journal of econometrics**, Elsevier, v. 65, n. 1, p. 83–108, 1995.

BROIDO, Anna; CLAUSET, Aaron. Scale-free networks are rare. **Nature Communications**, v. 10, mar. 2019. DOI: 10.1038/s41467-019-08746-5.

BROWN, Sheldon. **Patent Statistics and Other Facts for 2023**. [S. l.: s. n.], 2023. <https://patentexperts.org/patent/statistics/>. [Acessado em 25-09-2024].

BUCHANAN, Bruce G. A (very) brief history of artificial intelligence. **Ai Magazine**, v. 26, n. 4, p. 53–53, 2005.

CABRAL, Umberlândia. **Despesas com saúde em 2019 representam 9,6 % do PIB**. [S. l.]: Estatísticas Econômicas. Agência IBGE Notícias, 2019. Disponível em: <https://agenciadenoticias.ibge.gov.br/agencia-noticias/2012-agencia-de-noticias/noticias/33484-despesas-com-saude-em-2019-representam-9-6-do-pib>. Acesso em: 2 abr. 2024.

CANTNER, Uwe; VANNUCCINI, Simone. A new view of general purpose technologies. **Jena Economic Research Papers**, no, v. 54, p. 1–20, 2012.

CARVALHO JUNIOR, Saulo De. **Logística Farmacêutica Comentada**. [S. l.]: Fernando Sávio Machado Brandão, set. 2009. ISBN 978-85-89248-05-1.

CHAKRABORTY, Manajit; BYSHKIN, Maksym; CRESTANI, Fabio. Patent citation network analysis: A perspective from descriptive statistics and ERGMs. **Plos one**, Public Library of Science San Francisco, CA USA, v. 15, n. 12, e0241797, 2020.

CHO, Rico; LIU, John; HO, M. The development of autonomous driving technology: perspectives from patent citation analysis. **Transport Reviews**, v. 41, p. 1–27, jan. 2021. DOI: 10.1080/01441647.2021.1879310.

CHOO, Chun Wei; BONTIS, Nick. **The strategic management of intellectual capital and organizational knowledge**. [S. l.]: Oxford University Press, 2002.

CIULLA, Michele *et al.* Healthcare Systems across Europe and the US: The Managed Entry Agreements Experience. **Healthcare**, v. 11, p. 447, fev. 2023. DOI: 10.3390/healthcare11030447.

CLAUSET, Aaron; SHALIZI, Cosma; NEWMAN, Mark. Power-Law Distributions in Empirical Data. **SIAM Review**, v. 51, jun. 2007. DOI: 10.1137/070710111.

COCKBURN, Iain; LONG, Genia. The importance of patents to innovation: Updated cross-industry comparisons with biopharmaceuticals. **Expert opinion on therapeutic patents**, v. 25, p. 1–4, abr. 2015. DOI: 10.1517/13543776.2015.1040762.

COCKBURN, Iain M; HENDERSON, Rebecca M; STERN, Scott. Untangling the origins of competitive advantage. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 21, n. 10-11, p. 1123–1145, 2000.

COHEN, J. A. **Intangible assets: valuation and economic benefit**. [S. l.]: John Wiley & Sons, 2011. v. 273.

CONTI, Annamaria; THURSBY, Jerry; THURSBY, Marie. Patents as signals for startup financing. **The Journal of Industrial Economics**, Wiley Online Library, v. 61, n. 3, p. 592–622, 2013.

CORIAT, Benjamin; ORSI, Fabienne; WEINSTEIN, Olivier. Does biotech reflect a new science-based innovation regime? **Industry and Innovation**, Taylor & Francis, v. 10, n. 3, p. 231–253, 2003.

CORREIA, Thamirys de Sousa; MARTINS, Orleans Silva. Estrutura de propriedade e controle e assimetria de informação no mercado acionário brasileiro. **REVISTA AMBIENTE CONTÁBIL-Universidade Federal do Rio Grande do Norte-ISSN 2176-9036**, v. 7, n. 2, p. 270–288, 2015.

CRAFTS, Nicholas. Artificial intelligence as a general-purpose technology: an historical perspective. University of Sussex, 2021.

DAVIDSON, Sinclair; POTTS, Jason. The Social Costs of Innovation Policy. **Economic Affairs**, v. 36, n. 3, p. 282–293, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/ecaf.12187>.

DE RASSENFOSSE, Gaétan; DERNIS, Hélène; BOEDT, Geert. An introduction to the Patstat database with example queries. **Australian economic review**, Wiley Online Library, v. 47, n. 3, p. 395–408, 2014.

DERNIS, Helene *et al.* **World corporate top R&D investors: Shaping the future of technologies and of AI**. [S. l.], 2019.

DOSI, Giovanni. Sources, procedures, and microeconomic effects of innovation. **Journal of economic literature**, JSTOR, p. 1120–1171, 1988.

DOSI, Giovanni. Technological Paradigms and Technological Trajectories: A Suggested Interpretation of the Determinants and Directions of Technical Change. **Research Policy**, v. 11, p. 147–162, jan. 1993. DOI: 10.1016/0048-7333(82)90016-6.

DOSI, Giovanni. **The Nature and Dynamics of Organizational Capabilities**. [S. l.]: Oxford University Press, 2000.

DURAND, Cédric; MILBERG, William. Intellectual monopoly in global value chains. **Review of International Political Economy**, Taylor & Francis, v. 27, n. 2, p. 404–429, 2020.

EISENHARDT, Kathleen M; MARTIN, Jeffrey A. Dynamic capabilities: what are they? **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 21, n. 10-11, p. 1105–1121, 2000.

FAGERBERG, Jan; VERSPAGEN, Bart. Innovation–diffusion, the economy and contemporary challenges: a comment. **Industrial and Corporate Change**, Oxford University Press, v. 29, n. 4, p. 1067–1073, 2020.

FEIGENBAUM, E. A.; FELDMAN, J. **Computers and thought**. [S. l.]: Mcgraw-hill, 1963.

FERRARI, V.; SILVEIRA, J. M. da; DAL-POZ, M. Patent network analysis in agriculture: a case study of the development and protection of biotechnologies. **Economics of Innovation and New Technology**, v. 30, p. 1–23, nov. 2019. DOI: 10.1080/10438599.2019.1684645.

FICHTNER, Jan; HEEMSKERK, Eelke M; GARCIA-BERNARDO, Javier. Hidden power of the Big Three? Passive index funds, re-concentration of corporate ownership, and new financial risk. **Business and politics**, Cambridge University Press, v. 19, n. 2, p. 298–326, 2017.

FOSS, Nicolai J *et al.* Ownership competence. **Strategic Management Journal**, Wiley Online Library, v. 42, n. 2, p. 302–328, 2021.

FREEMAN, Christopher. Prometheus unbound. **Futures**, v. 16, n. 5, p. 494–507, 1984. Publisher: Elsevier.

FREEMAN, LC. A set of measures of centrality based on betweenness. **Sociometry**, 1977.

FUNK, Russell J; OWEN-SMITH, Jason. A dynamic network measure of technological change. **Management science**, INFORMS, v. 63, n. 3, p. 791–817, 2017.

GADELHA, C. A. G.; GIMENEZ, D. M. *et al.* O Complexo Econômico-Industrial da Saúde (CEIS) como espaço estratégico para a modernização do SUS e para a geração dos empregos do futuro. **Ciência & Saúde Coletiva**, SciELO Brasil, v. 28, n. 10, p. 2833–2843, 2023.

GADELHA, C. A. G.; TEMPORÃO, J. G. Desenvolvimento, Inovação e Saúde: a perspectiva teórica e política do Complexo Econômico-Industrial da Saúde. **Ciência & Saúde Coletiva**, SciELO Public Health, v. 23, p. 1891–1902, 2018.

GHOSHAL, Gourab; BARABÁSI, Albert-László. Ranking stability and super-stable nodes in complex networks. **Nature communications**, v. 2, n. 1, p. 394, 2011. Publisher: Nature Publishing Group UK London.

GILDER, George. **Knowledge and power: The information theory of capitalism and how it is revolutionizing our world**. [S. l.]: Regnery Publishing, 2013.

GILLESPIE, Colin S. Fitting heavy tailed distributions: the powerLaw package. **arXiv preprint arXiv:1407.3492**, 2014.

GLATTFELDER, James B. **Ownership networks and corporate control: mapping economic power in a globalized world**. 2010. Tese (Doutorado) – ETH Zurich.

GOLDSTEIN, Ira; PAPERT, Seymour. Artificial intelligence, language, and the study of knowledge. **Cognitive science**, Elsevier, v. 1, n. 1, p. 84–123, 1977.

GRABOWSKI, Henry. Patents, innovation and access to new pharmaceuticals. **Journal of International Economic Law**, v. 5, n. 4, p. 849–860, 2002. Publisher: Oxford University Press.

GRILLICHES, Zvi. Patent statistics as economic indicators: A survey part i. **NBER working paper**, National Bureau of Economic Research Cambridge, MA, USA, v. 3301, Part I, 1990.

HAENLEIN, Michael; KAPLAN, Andreas. A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. **California management review**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 61, n. 4, p. 5–14, 2019.

HAYEK, Friedrich August. The use of knowledge in society. *In*: MODERN understandings of liberty and property. [S. l.]: Routledge, 2013 (1945). p. 27–38.

HENDERSON, Rebecca; COCKBURN, Iain. Measuring competence? Exploring firm effects in pharmaceutical research. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 15, S1, p. 63–84, 1994.

HENSTOCK, Peter V. Artificial intelligence for pharma: time for internal investment. **Trends in pharmacological sciences**, v. 40, n. 8, p. 543–546, 2019. Publisher: Elsevier.

HIRATUKA, C.; SARTI, F. Notas sobre as Mudanças nas Estratégias de Acumulação das Grandes Corporações. *In*: [S. l.: s. n.], nov. 2021. p. 133–148.

HIRATUKA, Celio; SARTI, Fernando; FONSECA, Camila Veneo C. Financeirização e Dinâmica Produtiva e Tecnológica no CEIS, 2021.

HSU, Feng-hsiung; CAMPBELL, Murray; JR, A. Deep Blue System Overview. *In*: p. 240–244. DOI: 10.1145/224538.224567.

HUMMON, Norman; DOREIAN, Patrick. Connectivity in a Citation Network: The Development of DNA Theory. **Social Networks - SOC NETWORKS**, v. 11, p. 39–63, mar. 1989. DOI: 10.1016/0378-8733(89)90017-8.

INPI. **Manual Básico para Proteção por Patentes de Invenções, Modelos de Utilidade e Certificados de Adição**. [S. l.: s. n.], 2021.

IOANNIDES, Stavros. The Business Firm As A Hybrid Hayekian Order: What Is The Role Of The Entrepreneur? **Advances in Austrian Economics**, Emerald Group Publishing Limited, p. 153–171, 2003.

JACKSON, Matthew. Social and Economic Networks. *In: PUBLIC Performance & Management Review*. [S. l.: s. n.], jan. 2005. v. 3. ISBN 9780691134406.

JACKSON, Matthew; ROGERS, Brian. Meeting Strangers and Friends of Friends: How Random Are Social Networks? **American Economic Review**, v. 97, p. 890–915, fev. 2007. DOI: 10.1257/aer.97.3.890.

JIANG, Fei *et al.* Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. **Stroke and vascular neurology**, v. 2, n. 4, 2017. Publisher: BMJ Specialist Journals.

KARATAS, Mumtaz *et al.* Big Data for Healthcare Industry 4.0: Applications, challenges and future perspectives. **Expert Systems with Applications**, v. 200, p. 116912, 2022. Publisher: Elsevier.

KESAVADEV, Jothydev *et al.* Evolution of insulin delivery devices: from syringes, pens, and pumps to DIY artificial pancreas. **Diabetes Therapy**, Springer, v. 11, n. 6, p. 1251–1269, 2020.

KIRZNER, Israel M. **Competição e Atividade Empresarial**. [S. l.]: Instituto Liberal, 1986(1973).

KOGUT, Bruce. The network as knowledge: Generative rules and the emergence of structure. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 21, n. 3, p. 405–425, 2000.

KOLLURI, Sheela *et al.* Machine learning and artificial intelligence in pharmaceutical research and development: a review. **The AAPS journal**, v. 24, p. 1–10, 2022. Publisher: Springer.

KÖNIG, Michael D; BATTISTON, Stefano. From graph theory to models of economic networks. a tutorial. **Networks, topology and dynamics**, Springer, v. 613, p. 23–63, 2009.

KÖNIG, Michael D; BATTISTON, Stefano; NAPOLETANO, Mauro *et al.* The efficiency and stability of R&D networks. **Games and Economic Behavior**, Elsevier, v. 75, n. 2, p. 694–713, 2012.

KÖNIG, Michael D; BATTISTON, Stefano; SCHWEITZER, Frank. Modeling evolving innovation networks. **Innovation networks: New approaches in modelling and analyzing**, Springer, p. 187–267, 2009.

KRIZHEVSKY, Alex; SUTSKEVER, Ilya; HINTON, Geoffrey E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. **Communications of the ACM**, v. 60, n. 6, p. 84–90, 2017. Publisher: AcM New York, NY, USA.

KUHN, Thomas S. **The structure of scientific revolutions**. 3. ed. [S. l.]: University of Chicago press Chicago, 1996.

KURZWEIL, Raymond. What Is Artificial Intelligence Anyway? As the techniques of computing grow more sophisticated, machines are beginning to appear intelligent—but can they actually think? **American Scientist**, JSTOR, v. 73, n. 3, p. 258–264, 1985.

LACETERA, Nicola. Corporate governance and the governance of innovation: The case of pharmaceutical industry. **Journal of management and Governance**, v. 5, p. 29–59, 2001.

LACHMANN, Ludwig M. **Capital and its Structure**. [S. l.]: Ludwig von Mises Institute, 1956.

LAKDAWALLA, Darius N. Economics of the pharmaceutical industry. **Journal of Economic Literature**, American Economic Association 2014 Broadway, Suite 305, Nashville, TN 37203-2425, v. 56, n. 2, p. 397–449, 2018.

LAZZARINI, Sérgio G. **Capitalismo de laços: os donos do Brasil e suas conexões**. [S. l.]: Elsevier, 2011.

LEDESMA, Anthony *et al.* Health care sector overview. **Washington State University**, 2014.

LEUSIN, Matheus Eduardo *et al.* Patenting patterns in Artificial Intelligence: Identifying national and international breeding grounds. **World Patent Information**, Elsevier, v. 62, p. 101988, 2020.

LIU, John S; LU, Louis YY. An integrated approach for main path analysis: Development of the Hirsch index as an example. **Journal of the American Society for information Science and Technology**, v. 63, n. 3, p. 528–542, 2012. Publisher: Wiley Online Library.

LIU, John S; LU, Louis YY; HO, Mei Hsiu-Ching. A few notes on main path analysis. **Scientometrics**, Springer, v. 119, p. 379–391, 2019.

LIU, John S; LU, Louis YY; LU, Wen-Min *et al.* Data envelopment analysis 1978–2010: A citation-based literature survey. **Omega**, v. 41, n. 1, p. 3–15, 2013. Publisher: Elsevier.

MADVAR, Mohammad Dehghani *et al.* Patent-based technology life cycle analysis: the case of the petroleum industry., v. 10, 4 (eng), p. 72–79, 2016.

MAGNIEN, Clémence; LATAPY, Matthieu; GUILLAUME, Jean-Loup. Impact of random failures and attacks on poisson and power-law random networks. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v. 43, n. 3, p. 1–31, 2011. Publisher: ACM New York, NY, USA.

MAK, Kit-Kay; PICHKA, Mallikarjuna Rao. Artificial intelligence in drug development: present status and future prospects. **Drug discovery today**, Elsevier, v. 24, n. 3, p. 773–780, 2019.

MALERBA, Franco; ORSENIGO, Luigi. Schumpeterian patterns of innovation are technology-specific. **Research policy**, Elsevier, v. 25, n. 3, p. 451–478, 1996.

MALERBA, Franco; ORSENIGO, Luigi. The evolution of the pharmaceutical industry. **Business history**, v. 57, n. 5, p. 664–687, 2015. Publisher: Taylor & Francis.

MCCARTHY, John. **Computer control of a machine for exploring Mars**. [S. l.], 1964.

MEIRELLES, Dimária Silva; CAMARGO, Álvaro Antônio Bueno. Capacidades dinâmicas: O que são e como identificá-las? **Revista de Administração Contemporânea**, SciELO Brasil, v. 18, spe, p. 41–64, 2014.

MERGES, Robert P; NELSON, Richard R. On the complex economics of patent scope. **Columbia law review**, v. 90, n. 4, p. 839–916, 1990. Publisher: JSTOR.

MITZENMACHER, Michael. A brief history of generative models for power law and lognormal distributions. **Internet mathematics**, Taylor & Francis, v. 1, n. 2, p. 226–251, 2004.

MOODY'S. **Orbis**. [S. l.]: Moody's Analytics, Inc., 2024.

MUTHUKRISHNAN, Nikesh *et al.* Brief history of artificial intelligence. **Neuroimaging Clinics of North America**, Elsevier BV, v. 30, n. 4, p. 393–399, 2020.

NELSON, Richard R. **An evolutionary theory of economic change**. [S. l.]: harvard university press, 1985.

OCDE (ed.). **OECD Science, Technology and Industry Scoreboard 2013: Innovation for Growth**. [S. l.]: OECD, out. 2013. ISBN 9789264205000. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1787/sti_scoreboard-2013-en.

PATEL, Pari; PAVITT, Keith. How technological competencies help define the core (not the boundaries) of the firm. **The nature and dynamics of organizational capabilities**, Oxford University Press New York, NY, USA, p. 313–333, 2000.

PAVITT, Keith. Sectoral patterns of technical change: towards a taxonomy and a theory. **Research policy**, Elsevier, v. 13, n. 6, p. 343–373, 1984.

PENROSE, Edith Tilton. **The Theory of the Growth of the Firm**. [S. l.]: Oxford university press, 2009.

PERES, Ricardo Silva *et al.* Industrial artificial intelligence in industry 4.0-systematic review, challenges and outlook. **IEEE access**, v. 8, p. 220121–220139, 2020. Publisher: IEEE.

PISANO, Gary P. Knowledge, integration, and the locus of learning: An empirical analysis of process development. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 15, S1, p. 85–100, 1994.

POWELL, Walter W; KOPUT, Kenneth W; SMITH-DOERR, Laurel. Interorganizational collaboration and the locus of innovation: Networks of learning in biotechnology. **Administrative science quarterly**, JSTOR, p. 116–145, 1996.

PREDO, Renata Martins. **A importância dos ativos intangíveis no processo de acumulação do setor farmacêutico**. 2022. Tese (Doutorado) – [sn].

PREDO, Renata Martins; BALLINI, Rosangela; SARTI, Fernando. Construindo vantagens competitivas sustentáveis: estratégias de P&D, patentes e trademarks na Big Pharma. **Revista Brasileira de Inovação**, SciELO Brasil, v. 23, e024002, 2024.

RAJPURKAR, Pranav *et al.* AI in health and medicine. **Nature medicine**, v. 28, n. 1, p. 31–38, 2022. Publisher: Nature Publishing Group US New York.

RIKAP, Cecilia. **Capitalism, power and innovation: Intellectual monopoly capitalism uncovered**. [S. l.]: Routledge, 2021.

ROBERTS, Peter W. Product innovation, product–market competition and persistent profitability in the US pharmaceutical industry. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 20, n. 7, p. 655–670, 1999.

SABBATINI, Rodrigo. Limits and Economic Opportunities of the HEIC 4.0 in Brazil. **HEALTH IS DEVELOPMENT**, p. 102, 2022.

SCHANK, Roger C. **The cognitive computer: On language, learning, and artificial intelligence**. [S. l.]: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1984.

SCHUMPETER, Joseph A. **Capitalismo, Socialismo e Democracia**. [S. l.]: Editora Fundo de Cultura S.A., 1961 (1942).

SCHUMPETER, Joseph A. The Theory of Economic Development: An Inquiry into Profits, Capital, Credit, Interest, and the Business Cycle (1912/1934), 1912.

SHAHEEN, Mohammed Yousef. Applications of Artificial Intelligence (AI) in healthcare: A review. **ScienceOpen Preprints**, 2021. Publisher: ScienceOpen.

SHARMA, P; TRIPATHI, RC. Patent citation: A technique for measuring the knowledge flow of information and innovation. **World Patent Information**, Elsevier, v. 51, p. 31–42, 2017.

SHEPHERD, Joanna. Consolidation and innovation in the pharmaceutical industry: the role of mergers and acquisitions in the current innovation ecosystem. **J. Health Care L. & Pol’y**, HeinOnline, v. 21, p. 1, 2018.

SILVER, David *et al.* Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. **nature**, v. 529, n. 7587, p. 484–489, 2016. Publisher: Nature Publishing Group.

SKYQUEST. **Insulin Pump Market Growth, Size, Share & Trends | 2024 - 2031**. [S. l.: s. n.], 2024. <https://www.skyquestt.com/report/insulin-pump-market>. [Acessado em 12-10-2024].

SORENSEN, Olav; RIVKIN, Jan W; FLEMING, Lee. Complexity, networks and knowledge flow. **Research policy**, v. 35, n. 7, p. 994–1017, 2006. Publisher: Elsevier.

SOSA, M Lourdes. From old competence destruction to new competence access: Evidence from the comparison of two discontinuities in anticancer drug discovery. **Organization Science**, INFORMS, v. 22, n. 6, p. 1500–1516, 2011.

STEINDL, Joseph. **Maturity and Stagnation in American Capitalism**. [S. l.]: Monthly Review Press, 1976. ISBN 0853453187,9780853453185.

STEINDL, Joseph. **Small and Big Business: Economic Problems of the Size of Firms**. [S. l.]: BASIL BLACKWELL OXFORD, 1945.

STERNITZKE, Christian; BARTKOWSKI, Adam; SCHRAMM, Reinhard. Visualizing patent statistics by means of social network analysis tools. **World Patent Information**, Elsevier, v. 30, n. 2, p. 115–131, 2008.

SULL, Donald N. The dynamics of standing still: Firestone Tire & Rubber and the radial revolution. **Business history review**, Cambridge University Press, v. 73, n. 3, p. 430–464, 1999.

TANDEM DIABETES. **Tandem Diabetes Care Announces First Quarter 2022 Financial Results**. [S. l.: s. n.]. <https://investor.tandemdiabetes.com/node/13551/pdf>.

TEECE, David J. A capability theory of the firm: an economics and (strategic) management perspective. **New Zealand Economic Papers**, v. 53, n. 1, p. 1–43, 2019. Publisher: Taylor & Francis.

TEECE, David J. Human Capital, Capabilities, and the Firm: Literati, Numerati, and Entrepreneurs in the Twenty-First-Century Enterprise. In: **THE OXFORD HANDBOOK OF HUMAN CAPITAL**. [S. l.]: Oxford University Press, jan. 2011. ISBN 9780199532162. DOI: 10.1093/oxfordhb/9780199532162.003.0022.

TEECE, David J.; PISANO, Gary; SHUEN, Amy. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic management journal**, Wiley Online Library, v. 18, n. 7, p. 509–533, 1997.

TIETZE, Frank *et al.* Crisis-critical intellectual property: findings from the COVID-19 pandemic. **IEEE Transactions on Engineering Management**, v. 69, n. 5, p. 2039–2056, 2020. Publisher: IEEE.

TIGRE, Paulo Bastos. Paradigmas tecnológicos e teorias econômicas da firma. **Revista brasileira de inovação**, v. 4, n. 1, p. 187–223, 2005.

TRAJTENBERG, Manuel. A penny for your quotes: patent citations and the value of innovations. **The Rand journal of economics**, JSTOR, p. 172–187, 1990.

TURING, Alan Mathison. Computing machinery and intelligence, 2021[1950].

- USPTO. **Description of Patent Types**. [S. l.: s. n.], 2016.
<https://www.uspto.gov/web/offices/ac/ido/oeip/taf/data/patdesc.htm>.
[Acessado em 25-09-2024].
- UTTERBACK, James M. **Dominando a dinâmica da inovação**. [S. l.]: Qualitymark, 1996.
- VERSPAGEN, Bart. Mapping technological trajectories as patent citation networks: A study on the history of fuel cell research. **Advances in complex systems**, World Scientific, v. 10, n. 01, p. 93–115, 2007.
- VIGERSKY, Robert A *et al.* Artificial intelligence: the next frontier in diabetes therapy. **Nature Milestones in Diabetes**, v. 17, 2021.
- VITALI, Stefania; GLATTFELDER, James B; BATTISTON, Stefano. The network of global corporate control. **PloS one**, v. 6, n. 10, e25995, 2011. Publisher: Public Library of Science.
- VORA, Lalitkumar K *et al.* Artificial intelligence in pharmaceutical technology and drug delivery design. **Pharmaceutics**, MDPI, v. 15, n. 7, p. 1916, 2023.
- WATANABE, Ichiro; TAKAGI, Soichiro. Technological trajectory analysis of patent citation networks: examining the technological evolution of computer graphic processing systems. **The Review of Socionetwork Strategies**, v. 15, p. 1–25, 2021. Publisher: Springer.
- WIPO. **What is intellectual property?** [S. l.]: WIPO, 2020.
- WIPO. **WIPO Technology Trends 2019 – Artificial Intelligence**. [S. l.]: WIPO, 2019. DOI: 10.34667/TIND.29084. Disponível em: <https://tind.wipo.int/record/29084>. Acesso em: 26 abr. 2024.
- YAO, Phil Y *et al.* Insulin Pump. In: STATPEARLS [Internet]. [S. l.]: StatPearls Publishing, 2023.
- YU, Kun-Hsing; BEAM, Andrew L; KOHANE, Isaac S. Artificial intelligence in healthcare. **Nature biomedical engineering**, v. 2, n. 10, p. 719–731, 2018. Publisher: Nature Publishing Group UK London.
- YU, Tae Sang; SONG, Soojeong *et al.* Diabetes Management in Transition: Market Insights and Technological Advancements in CGM and Insulin Delivery. **Advanced Sensor Research**, Wiley Online Library, v. 3, n. 10, p. 2400048, 2024.
- ZAHRA, Shaker A; NEUBAUM, Donald O; NALDI, Lucia. The effects of ownership and governance on SMEs' international knowledge-based resources. **Small Business Economics**, Springer, v. 29, p. 309–327, 2007.

Apêndice A - Termos para Busca de Patentes de Inteligência Artificial

Para encontrar patentes de IA na base de dados, utilizou-se o conjunto de palavras-chave destacado abaixo. A lista abaixo inclui um dos operadores utilizados na linguagem, o “%”, que inclui na busca qualquer *string* que anteceda ou suceda a palavra-chave. Como estratégia de busca, o operador permite que se encontre variações de uma palavra a partir de uma mesma raiz.

- artificial intelligence
- machine learn%
- probabilistic reason%
- fuzzy logic
- logic programming
- ontology engineer%
- %persived learn%
- reinforced learn%
- task learn%
- neural network
- deep learn%
- expert system%
- support vector machin%
- description logistic%
- classification tree
- regression tree
- logical learn%
- relational learn%
- probabilistic graphical model%
- rule learn%
- instance-based learn%
- latent represent%
- bio-inspired approach%
- machine intelligen%
- probability logic%
- probabilistic logic%
- reinforcement learn%
- multitask learn%
- decision tree learn%
- support vector network
- deep structured learn%
- hierarchical learn%
- graphical model
- structured probabilistic model%
- rule induction
- memory-based learn%
- bio-inspired comput%
- biologically inspired comput%

Apêndice B - Código para Busca de Patentes de IA no Setor Farmacêutico

Para realizar a busca de patentes na base PATSTAT (De Rassenfosse; Dernis; Boedt, 2014), implementou-se a lista de palavra-chave destacadas no Apêndice A, buscando os termos nas variáveis Título (*title*) e Resumo (*abstract*). Além disso, foi feito um controle pela variável Classe IPC (*IPC Class*) da patente, fixando como patente citada ou como patente que cita, as patentes do setor farmacêutico (IPC A61K exceto A61K/8). A estratégia de busca, descrita na Figura 8, gera 8 permutações diferentes de código, cujos resultados são combinados em uma base única de patentes. A permutação com maior número de resultados (29567, incluindo todas as classes IPC da patente) busca os pares patentes cujo **resumo** da patente que faz a citação contém termos de IA, e a patente citada pertence à classe farmacêutica. O código para esta busca é apresentado abaixo como referência.

```
SELECT DISTINCT c.cited_pat_publn_id AS Cited_Patent_Publn_ID,
c.PAT_PUBLN_ID AS Citing_Patent_ID,
pp.appln_id AS Cited_Patent_Application_ID,
cp.appln_id AS Citing_Patent_Application_ID,
pp.publn_date AS Cited_Patent_Publication_Date,
cp.publn_date AS Citing_Patent_Publication_Date,
t1.appln_title AS Cited_Patent_Title,
t2.appln_title AS Citing_Patent_Title,
c.citn_origin AS Citation-Origin,
pp.publn_auth AS Publication-Country,
i_cited.ipc_class_symbol AS Cited_IPC_Class,
i_citing.ipc_class_symbol AS Citing_IPC_Class
FROM tls212_citation c JOIN tls211_pat_publn pp
```

```
ON c.cited_pat_publn_id = pp.pat_publn_id
JOIN tls211_pat_publn cp
ON c.PAT_PUBLN_ID = cp.pat_publn_id
LEFT JOIN tls207_pers_appln a ON cp.appln_id = a.appln_id
JOIN tls202_appln_title t1 ON pp.appln_id = t1.appln_id
JOIN tls202_appln_title t2 ON cp.appln_id = t2.appln_id
JOIN tls209_appln_ipc i_cited ON pp.appln_id = i_cited.appln_id
JOIN tls209_appln_ipc i_citing ON cp.appln_id = i_citing.appln_id
LEFT JOIN tls203_appln_abstr ab ON cp.appln_id = ab.appln_id
WHERE ( (CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Artificial intelligence%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%machine learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Probabilistic reason%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Fuzzy logic%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Logic Programming%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Ontology engineer%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%pervised learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%reinforced learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%task learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%neural network%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%deep learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%expert system%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%support vector machin%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%description logistic%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%classification tree%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%regression tree%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%logical learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%relational learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%probabilistic graphical model%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%rule learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%instance-based learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%latent represent%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%bio-inspired approach%')) OR
```

```
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%machine intelligen%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%probability logic%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%probabilistic logic%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%reinforcement learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%multitask learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Decision tree learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%support vector network%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%deep structured learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%hierarchical learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%graphical model%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%structured probabilistic model%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%Rule induction%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%memory-based learn%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%bio-inspired comput%')) OR
(CONTAINS(ab.appln_abstract, '%biologically inspired comput%')) ) AND
REPLACE(i_cited.ipc_class_symbol, ' ', '') LIKE 'A61K%' AND
REPLACE(i_cited.ipc_class_symbol, ' ', '') NOT LIKE 'A61K8/%';
```

Apêndice C - Redes Livres de Escala

A rede livre de escala (*scale-free network*) é uma rede cuja distribuição de graus é do tipo cauda pesada, isto é, segue uma lei de potência. Este tipo de rede é persistente em muitos fenômenos reais, sendo comum em redes de fenômenos sociais ou geradas socialmente (Jackson; Rogers, 2007), como por meio de lógicas de fixação preferencial (*preferential attachment*), que geram redes em que poucos nós têm muitas conexões, enquanto muitos nós têm poucas conexões. O método de ataque direcionado de Barabási demonstra como uma distribuição com cauda pesada pode afetar o "comportamento" da rede, fazendo o desviar substancialmente de uma fragmentação linear.

O algoritmo descrito por Albert, Jeong e Barabási (2000) consiste em mensurar o tamanho do maior componente da rede após a remoção de uma fração f de seus vértices, obtendo um perfil de fragmentação da rede. Nesse sentido e, no contexto das redes livres de escala, um hub é um vértice (ou um conjunto de vértices) com um grande número de arcos, visto de forma genérica como um vértice importante na rede. Para redes livres de escala, a fragmentação aleatória é lenta e gradual, isto é, a rede é estável e mantém sua topologia aproximadamente estável mesmo para valores altos de f . O algoritmo de fragmentação segue a forma $F = \frac{S_{max}(A(1-f))}{CG_{max}}$, onde S_{max} é a função que retorna o tamanho do maior componente conectado da rede original A , e CG_{max} é o tamanho do maior componente na rede original. F é, portanto, o tamanho relativo do maior componente do grafo.

Além da caracterização da topologia da rede, o algoritmo de fragmentação pode ser utilizado para determinar importância relativa de vértices para a estrutura do grafo. De forma análoga, remove-se um vértice e verifica-se seu impacto sobre o tamanho do maior componente da rede. Quanto menor o tamanho do maior componente remanescente após a remoção de um vértice, maior sua importância para a estrutura e coesão da rede. A remoção aleatória de vértices revela algumas características acerca da transição de fase do grafo, mas Albert, Jeong e Barabási (2000) também demonstram que um ataque, isto é, a remoção de

vértices de importância elevada, podem induzir a fragmentação de forma dramática nesse tipo de rede. Dessa forma, adapta-se o algoritmo para contabilizar o grau de entrada (k_{in}) dos vértices e removê-los em ordem decrescente, avaliando em cada etapa o tamanho do maior componente e o comportamento de fragmentação da rede: $F_A = \frac{S_{max}(A(1-a_{ij}))}{m}$, onde m é no número de arcos da rede.

O ataque para fragmentação da rede e delimitação dos *hubs* de citação é executado na rede obtida nos Resultados, e apresentado na Figura 20. O resultado reforça a fragmentariedade e o desbalanceamento da rede, pois em $f = 0.046$, isto é, removendo apenas as 245 patentes com mais citações fragmentou o maior componente em 87% de seu valor original. O próximo ponto

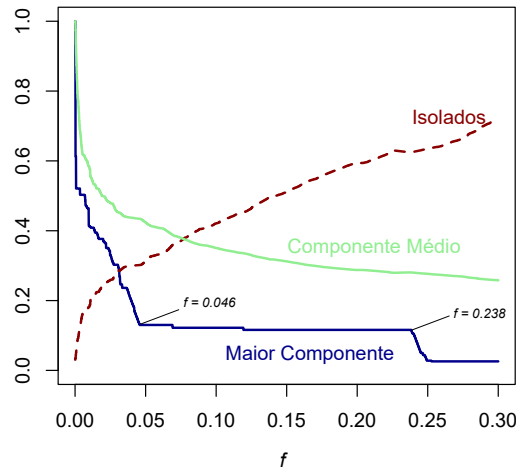


Figura 20: Ataque para delimitação dos *hubs* de citação da rede.
Fonte: autoria própria.

de inflexão é em $f = 0.238$, a partir do qual 62.5% das patentes se encontram isoladas, e o maior componente remanescente tem apenas 11.6% do valor original, convergindo assintoticamente para 0. Apesar de o método ser adequado para encontrar os vértices de coesão estrutural e, assim, permitir uma simplificação do grafo para fins de tratabilidade, como realizado em Ferrari, Silveira e Dal-Poz (2019), o ataque fragmenta, gradativamente, diversos componentes, e não um único componente gigante. Apesar disso, a fragmentação dramática em $f = 0.046$ sugere que, mesmo nos maiores componentes, há ocorrência de ligação preferencial em torno das principais patentes, isto é, de tecnologias-chave ou trajetórias consolidadas.

Neste tipo de rede, a probabilidade do i -ésimo nó apresentar grau d pode ser representada por uma função probabilidade de grau com potência negativa (Clauset; Shalizi; Newman, 2007), representada por $P_{pl}(d) = \alpha d^{-\gamma}$ onde $\gamma > 1$. Jackson (2005) chama atenção para a necessidade

de se comparar esta regressão com uma Rede Aleatória de Poisson para garantir que a lei de potência é o ajuste mais adequado e, dessa forma, podendo considerar a rede como uma rede livre de escala. Para este teste, utiliza-se a função probabilidade de distribuição dos graus dos vértices (Magnien; Latapy; Guillaume, 2011), dada por: $P_{poi}(d) = \frac{\lambda^d e^{-\lambda}}{d!}$, $\lambda = \langle d \rangle$, onde λ é o grau médio dos vértices e r é um fator de aleatoriedade da formação dos arcos, variando entre $0 < r < \infty$.

Nesse mesmo sentido, há uma considerável quantidade de discussões a respeito da similaridade das distribuições de lei de potência e log-normal em redes livres de escala (Mitzenmacher, 2004), por um lado, e da possibilidade de observar redes com até outras distribuições, como a exponencial (Jackson, 2005). De forma análoga, a função probabilidade de distribuição de grau é testada para a distribuição log-normal (Broido; Clauset, 2019) por meio da função $P_{ln}(d) = \frac{1}{d} e^{-\frac{1}{2}(\frac{\ln(d)-\mu}{\sigma})^2}$, $x > 0$ e, por fim, para a distribuição exponencial (Ghoshal; Barabási, 2011) por meio da função $P_{exp}(d) = e^{-\lambda d}$.

O pacote ‘powerLaw’ (Gillespie, 2014) é utilizado para conduzir todos os testes, utilizando máxima verossimilhança para o ajuste e o teste Kolmogorov-Smirnoff (KS) para estimar o grau mínimo de corte ($X_{m \sim n}$), baseado no método proposto por Clauset, Shalizi e Newman (2007), verificar a qualidade do ajuste e testar a hipótese da geração dos dados por uma lei de potência.

Primeiramente, o teste para o ajuste de lei de potência do grau de entrada é conduzido (Tabela 5), e os valores de γ condizem com o esperado para as redes de escala livre, assim como seu intervalo de confiança obtido por *bootstrapping* de 100.000 amostras, que usualmente se encontram no intervalo entre 2 e 3 (Clauset; Shalizi; Newman, 2007)

Tabela 5: Resultados obtidos para o teste de ajuste por lei de potência.

$\hat{\gamma}$ (bs = 100.000)	2.677
X_{min}	1
p-valor	0.809

Fonte: autoria própria.

A estatística obtida no teste KS (Figura 21) indica, pelo $p - valor = 0.809$, que não se rejeita a hipótese nula da distribuição de grau de entrada ter sido gerada por uma distribuição de lei de potência. Somado a isso, o limiar X_{min} é obtido por máxima verossimilhança para maximizar o p-valor para a lei de potência. O resultado implica que,

por aproximação numérica, a distribuição já pode ser aproximada por uma lei de potência a partir do grau de entrada $k_i^{in} = 1$.

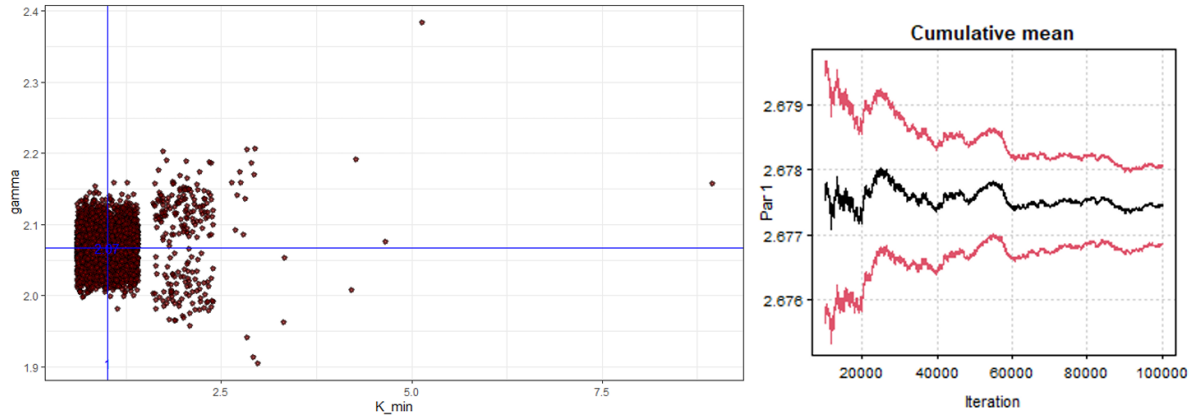


Figura 21: *Bootstrapping* do cálculo de γ para diferentes X_{min} e para $X_{min} = 1$.
Fonte: elaboração própria utilizando o pacote 'powerLaw'.

Na Figura 22 são apresentadas as distribuições tanto para o grau de entrada quanto para o grau total. Naturalmente, o número de patentes com $k_{in} > 0$ é muito inferior ao com $k > 0$, já que a maioria das patentes é do tipo *terminal*. De qualquer maneira, as duas distribuições são muito semelhantes e apresentam caudas pesadas.

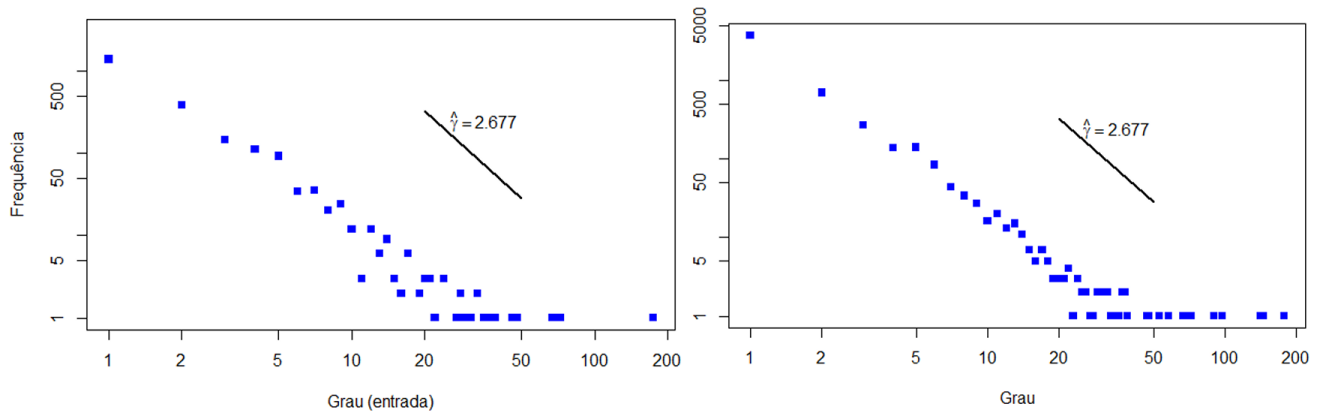


Figura 22: Distribuições de grau de entrada (a) e de grau total (b).
Fonte: elaboração própria. Representação em log-log.

Apesar da distribuição dos graus de entrada seguir uma lei de potência para diversos valores iniciais de X_{min} (com $p - valor > 0.05$), para uma parte da curva isso não se verifica. É de conhecimento na literatura que muitas das redes livres de escala não seguem uma distribuição perfeita de lei de potência, podendo apresentar esse comportamento somente em partes da distribuição (Clauset; Shalizi; Newman, 2007).

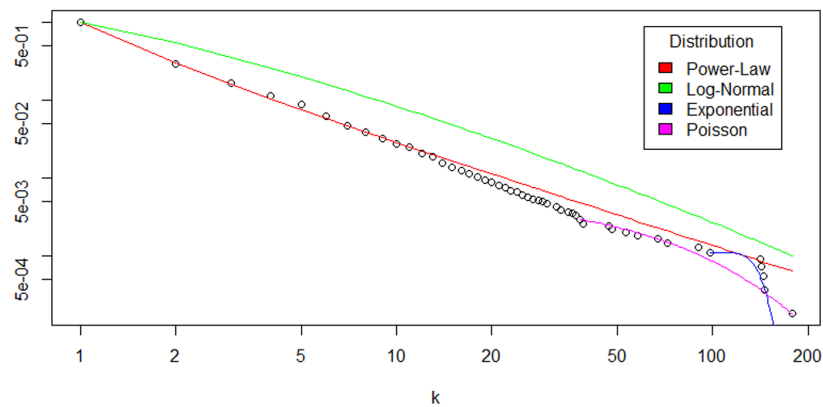


Figura 23: Distribuição do Grau de Entrada por diversas funções.
Fonte: elaboração própria utilizando o pacote 'powerLaw'.

A Figura 23 apresenta a melhor aproximação da distribuição do grau de entrada pelas quatro distribuições destacadas, indicando a lei de potência como a melhor aproximação para o maior quantidade de graus.