

# VI ENEI Encontro Nacional de Economia Industrial

Indústria e pesquisa para inovação: novos desafios ao desenvolvimento sustentável

30 de maio a 3 de junho 2022

## P&D e produtividade do trabalho em nível da firma nas indústrias farmacêutica, de biotecnologia e de dispositivos médicos

Felipe Queiroz Silva\*;  
Bernardo Pereira Cabral\*\*;

**Resumo:** O objetivo deste artigo é analisar a relação entre P&D e produtividade do trabalho nas indústrias farmacêutica, de biotecnologia e de dispositivos médicos, que compreendem setores importantes do complexo industrial da saúde e altamente intensivos em tecnologia. Para isso, utilizou-se uma ampla base de dados com 1.106 empresas de capital aberto em 5.457 observações de vários países entre 2011 e 2018. Utilizou-se técnicas econométricas de regressões quantílicas e painel dinâmico estimados pelo Método dos Momentos Generalizados (GMM). Os resultados mostraram que a relação entre P&D e produtividade é positiva e estatisticamente significativa em toda a amostra, e que é ainda maior nas grandes empresas sediadas na Ásia relativamente às pequenas empresas sediadas em outras regiões. No entanto, não foi possível perceber diferenças significativas na intensidade dessa relação entre as indústrias analisadas. Por fim, foi possível verificar que o gasto em P&D possui um efeito marginal crescente com relação a produtividade, ou seja, quanto mais produtiva é a empresa, maior é o impacto do gasto em P&D.

**Palavras-chave:** P&D; Produtividade; Indústria Farmacêutica; Biotecnologia; Dispositivos Médicos

**Código JEL:** L65; O31; O32

**Área Temática:** 1.1 Dinâmicas industriais setoriais e dos sistemas de produção

## R&D and labor productivity at the firm level in the pharmaceutical, biotechnology and medical device industries

**Abstract:** The aim of this paper is to analyze the relationship between R&D and labor productivity in the pharmaceutical, biotechnology, and medical device industries, which comprise important sectors of the health industrial complex and are highly technology intensive. To do so, a large database of 1,106 publicly traded firms in 5,457 observations from various countries between 2011 and 2018 was used. We used econometric techniques of quantile regressions and dynamic panel estimated by the Generalized Method of Moments (GMM). The results showed that the relationship between R&D and productivity is positive and statistically significant across the sample, and that it is even higher in large firms based in Asia relative to small firms based in other regions. However, it was not possible to see significant differences in the intensity of this relationship among the analyzed industries. Finally, it was possible to verify that R&D spending has an increasing marginal effect in relation to productivity, that is, the more productive the firm, the greater the impact of R&D spending.

**Keywords:** R&D; Productivity; Pharmaceutical industry; Biotechnology; Medical Devices

\* Professor da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas da Universidade Federal de Goiás. E-mail: felipe.queiroz@ufg.br.

\*\* Professor da Faculdade de Economia da Universidade Federal da Bahia. E-mail: bernardopcabral@gmail.com.

## 1. Introdução

As indústrias farmacêutica, de biotecnologia e dispositivos médicos são objeto de muitos estudos em economia da inovação e tecnologia. Diferentes fatores explicam o interesse nessas indústrias: seu caráter estratégico, recentemente destacado durante a pandemia da COVID-19, seu potencial econômico e, mais notadamente para a maioria desses estudos, a importância central da inovação tecnológica como estratégia de desenvolvimento das firmas.

Em uma perspectiva evolucionária, essas indústrias apresentam características muito particulares que reforçam ainda mais o interesse dos acadêmicos. Medicamentos e dispositivos médicos são produtos comercializados há séculos e são o resultado da interação de diferentes agentes ao longo do tempo: consumidores, agências regulatórias, firmas multinacionais, universidades e institutos de pesquisa. Modelos de negócio variaram imensamente em toda sua trajetória e ajudaram a desenhar importantes marcos regulatórios, como leis de propriedade intelectual e criação de órgãos dedicados à avaliação de novos produtos.

Neste trabalho, acrescentamos alguns novos elementos a um corpo teórico e empírico já bem extenso através da análise de uma base de dados proprietária com informações de mais de mil empresas de capital aberto que atuam nas indústrias farmacêutica, de biotecnologia e dispositivos médicos entre os anos de 2011 e 2018. Concentramos nossa atenção nas relações existentes entre Pesquisa e Desenvolvimento (P&D) e produtividade com o uso de métodos estatísticos de regressões quantílicas e painel dinâmico. Essas ferramentas metodológicas se justificam por levantar nuances em diferentes percentis de gasto em P&D e produtividade das empresas e por levar em consideração os efeitos endógenos e cumulativos da inovação. Buscamos também analisar as diferenças continentais e por porte de empresas. Dessa maneira, o nosso objetivo é encontrar resultados que contribuam para entender com mais detalhes a dinâmica inovativa dessas indústrias.

Além dessa introdução, o artigo está dividido em mais cinco seções. A segunda seção apresenta algumas definições da dinâmica inovativa dessas indústrias, destacando o seu caráter de setor baseado em ciência. A terceira seção apresenta o método empregado, detalhando as técnicas estatísticas de regressões quantílicas e painel dinâmico, bem como a base de dados. A quarta seção apresenta algumas estatísticas descritivas da amostra em termos de tipo de atividades econômica, região e porte das empresas. A quinta seção apresenta e discute os resultados da relação entre P&D e produtividade para as indústrias analisadas. Por fim, a quinta seção pontua as considerações finais.

## 2. Inovação, produtividade e as indústrias farmacêutica, de biotecnologia e de dispositivos médicos

A análise empírica da relação causal entre inovação e produtividade em nível da empresa tem como principal precursor os trabalhos de Zvi Griliches, nos quais são centrados numa abordagem econométrica de estimação da função de produção da firma. Em um artigo seminal, Griliches (1979) fez uma análise de alguns trabalhos sobre o tema e delimitou as bases metodológicas para a sua abordagem, que influenciou a maioria dos estudos posteriores. O autor criou o conceito de estoque de conhecimento da firma, que assim como os fatores de capital e trabalho, entraria como um *input* de produção. Esse fator de estoque de conhecimento tinha como variável *proxy* principal o investimento em P&D. Dessa forma, Griliches (1979) buscava se afastar das análises de estudos de caso mais qualitativas para se concentrar numa abordagem quantitativa mais geral do impacto da P&D sobre a produtividade.

Mais recentemente, com a maior disponibilidade de microdados a partir de *surveys* de inovação por parte de institutos de pesquisa com base no Manual de Oslo (OCDE, 2005), cresceu bastante o número de estudos que aplicassem os conceitos de Griliches (1979) de forma mais aprofundada. O modelo mais citado e replicado em outros trabalhos é o de Crépon et al. (1998). As implicações dos autores ficaram conhecidas na literatura como Modelo CDM e possuem a principal característica de inserir a hipótese de que a inovação propriamente dita é um processo intermediário entre a decisão e a intensidade de se investir em P&D e o resultado da produtividade, além da busca de um modelo econométrico mais robusto.

Desde então, estimações da relação entre P&D e produtividade foram aplicadas em inúmeras bases de dados de empresas de diversas economias de países desenvolvidos (GRIFFITH et al., 2006; HALL

et al., 2008) e países em desenvolvimento (CRESPI; ZUNIGA, 2012; TAVEIRA et al., 2019). Do ponto de vista econométrico, alguns autores aprofundaram a análise com o uso de dados em painel e com técnicas de estimações que buscassem superar o problema de endogeneidade da relação entre P&D e produtividade (BAUM et al., 2017; DORASZELSKI; JAUMANDREU, 2013).

Essa relação empírica foi alvo de alguns estudos de meta-análise, entre eles, destacam-se a revisão bibliográfica de Mohnen e Hall (2013) e a análise mais abrangente e estatística de Ugur et al. (2016). Entre outros achados, Mohnen e Hall (2013) destacam uma consistente evidência entre os estudos de uma relação positiva e estatisticamente significativa entre o esforço inovativo (P&D) e a geração de inovações, porém, a relação entre inovação (especialmente inovação de processo) e produtividade é menos consensual e mais ambígua entre os estudos analisados. Já Ugur et al. (2016) analisam estatisticamente 1.253 estimações de 65 estudos e verificam que em geral, em linha com outras revisões, a elasticidade do gasto em P&D sobre a produtividade da firma é positiva. Porém, os autores chamam atenção para algumas heterogeneidades relevantes entre os estudos, especialmente quanto aos efeitos de escala na relação P&D-produtividade, pois há evidências de que os retornos da P&D podem variar com base em diferentes níveis existentes de P&D e produtividade das firmas.

Poucos estudos, no entanto, avaliam a relação entre P&D e produtividade em setores ou atividades econômicas específicas, nos quais as comparações acontecem mais em relação a grupos de países, tamanho da firma e escalas de intensidade tecnológica das empresas. Isso acontece devido a restrições de tamanho das amostras em nível da firma das publicações analisadas, que acabam abrangendo empresas manufatureiras de distintas indústrias. Em alguns casos, como para as indústrias farmacêutica, de biotecnologia e dispositivos médicos, as crescentes taxas de inovação atraem particular interesse na sua dinâmica inovativa e promoveram maior atenção dos estudiosos da inovação. Nessas indústrias, a relação gasto com P&D e receita com vendas, que sai dos 3,7% na década de 1950 para mais de 20% a partir da década de 1980 unida aos departamentos de P&D *in house* cada vez maiores também foram acompanhados de uma crescente internacionalização das empresas líderes nos EUA e Europa e, mais recentemente, também na Ásia (MALERBA; ORSENIGO, 2015).

Embora essas indústrias possuam dinâmicas de concorrência e estratégias empresariais distintas, assemelham-se nos esforços de pesquisa e inovação (DANZON, 2006; DONZÉ; IMER, 2020). São indústrias intensivas em conhecimento, que investem muito em novos produtos e fazem largo uso de proteção via propriedade intelectual (TOMA; SECUNDO; PASSIANTE, 2018). No caso da indústria farmacêutica, seu nascimento se dá como um segmento da indústria química em grandes empresas alemãs e suíças como Bayer, Hoechst, Ciba e Sandoz no final do século XIX. Novas empresas entrantes de Reino Unido e França também entram nesse mercado e são seguidas pelas primeiras empresas norte-americanas nas primeiras décadas do século XX. No entanto, a realidade de alto investimento em P&D que se conhece atualmente nessas empresas só torna-se realidade a partir da década de 1940 – até então, poucas drogas novas eram introduzidas no mercado e os investimentos eram mais dedicados ao marketing. O aumento dos investimentos em ciência a partir da Segunda Guerra Mundial, com a sistematização de processos dedicados à inovação e aumento substancial de investimento público e privado em pesquisas é o que explica a mudança para o paradigma que vigora até hoje (MALERBA; ORSENIGO, 2015).

A transformação da indústria farmacêutica foi contínua e, a partir da década de 1970, resultou no aparecimento da indústria de biotecnologia (GITTELMAN, 2006; MCKELVEY; RICKNE; LAAGE-HELLMAN, 2004; PISANO, 2010). Enquanto a indústria farmacêutica tradicional baseava-se na descoberta aleatória de novos componentes químicos e combinações que pudessem ser comercializados como drogas (RADAELLI, 2008), a indústria biotecnológica combinava novos conhecimentos na área de microbiologia e criava aplicações de manipulações biológicas para atender demandas médicas (GITTELMAN, 2006; MCKELVEY; RICKNE; LAAGE-HELLMAN, 2004). Além de representar um avanço tecnológico radical (GITTELMAN, 2006), a indústria de biotecnologia abriu oportunidades para a entrada de novas empresas no mercado de saúde - historicamente dominado por empresas oligopolistas intensivas em escala. Em alguma medida, isso também significou uma nova forma de organização das empresas, com maior proximidade com a academia e fortalecimento comercial da ciência (PISANO, 2010).

Ao mesmo tempo, para a indústria de dispositivos médicos, a tendência de maiores investimentos em P&D também foi crescente a partir da Segunda Guerra Mundial. Embora seja uma indústria menos estudada por ter níveis de investimento em pesquisa um pouco menores, a dinâmica inovativa e concorrencial se parece com as outras indústrias já citadas (DONZÉ; IMER, 2020). Nesta indústria, incluem-se uma variedade grande de produtos e as definições podem variar: alguns autores excluem equipamentos de imagem e de tecnologia de informação, enquanto outros excluem produtos oftalmológicos. Não existe uma definição setorial amplamente aceita, embora a maior parte dos autores trate dessa indústria como contendo todos os equipamentos médicos necessários para a prestação de serviços de saúde e excluindo produtos farmacêuticos e biotecnológicos. Embora existam atores em comum entre essas indústrias, são produtos diferentes que apenas compartilham o mesmo mercado (DONZÉ; IMER, 2020).

### 3. Método

A mensuração da relação entre P&D e a produtividade é realizada por meio de dois tipos de estimação econométrica: regressões quantílicas e dados em painel dinâmico. As regressões quantílicas são bem tradicionais na literatura, nos quais são capazes de estimar a mediana da variável dependente (produtividade) condicionada aos valores das variáveis explicativas (P&D). Neste caso, a estimação minimiza a soma dos resíduos absolutos ao invés da soma dos resíduos ao quadrado, como nas regressões por Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) (CAMERON; TRIVEDI, 2005). Como será mostrado na próxima seção, há uma alta dispersão em termos de tamanhos e valores de P&D e produtividade das empresas da amostra, fazendo com que as regressões quantílicas tragam informações úteis por produzir estimativas aproximadas da mediana de qualquer percentil da variável dependente (produtividade). Já os modelos de painel dinâmicos são estimados pelo Método dos Momentos Generalizados (GMM) em diferentes especificações (ARELLANO; BOND, 1991; ARELLANO; BOVER, 1995; BLUNDELL; BOND, 1998). Uma descrição detalhada desses modelos pode ser verificada em outros trabalhos (e.g. BATALGI, 2008; CAMERON; TRIVEDI, 2005).

Alguns dos modelos de painel tradicionalmente mais utilizados que controlam por efeitos fixos e estimados por MQO, chamados de painel estático, necessitam que os regressores que variam no tempo sejam exógenos, ou seja, não correlacionados com o termo de erro (variáveis omitidas). No entanto, muitos dos problemas econômicos são identificados por meio de relações endógenas. Por exemplo, a relação entre a variável explicativa inovação (utilizando *proxies* como gastos em P&D) e a variável dependente produtividade é caracterizada por variáveis omitidas que afetam a produtividade e podem estar correlacionadas com a inovação, traduzindo-se em um problema de endogeneidade nas estimações econométricas. Neste caso, a causalidade pode ocorrer em ambas as direções, ou seja, tanto um maior esforço inovativo pode levar a um aumento da produtividade, quanto empresas com maiores níveis de produtividade podem levar a uma maior propensão a investir em inovação. O uso de variáveis instrumentais, ou seja, alguma variável que for correlacionada com gastos em P&D, mas que não for correlacionado com o termo de erro, poderia resolver esse problema. No entanto, variáveis instrumentais válidas podem ser difíceis de serem obtidas na prática.

Uma forma de buscar resolver o problema da endogeneidade em dados de painel é por meio dos modelos dinâmicos, estimados por GMM. Os modelos de painel dinâmicos permitem tratar as variáveis explicativas e dependente defasadas (períodos  $t - 1$ ,  $t - 2$ , etc.) como endógenas, utilizando-as como instrumentos. Isso permite o fornecimento de estimadores não viesados, ao contrário dos modelos de painel estático, em que ocorre viés nos coeficientes estimados quando se incluem variáveis dependentes defasadas. Ainda, do ponto de vista econômico, o uso de variáveis defasadas permite um entendimento mais apurado das relações dinâmicas entre as variáveis, que em muitas situações apresentam forte correlação com seus valores passados.

Assumindo-se que a variável de interesse (gasto em P&D) seja endógena com relação a variável dependente produtividade, o uso dos modelos de painel dinâmico é justificado pela sua capacidade de fornecer estimativas consistentes e assintoticamente eficientes dos parâmetros de interesse. Esses modelos podem ser representados com uma defasagem da variável dependente (BATALGI, 2008) da seguinte maneira:

$$y_{it} = \delta y_{i,t-1} + \beta x_{it} + u_{it} \quad i = 1, \dots, N; t = 1, \dots, T \quad (1)$$

Onde  $y_{it}$  é a variável dependente;  $x_{it}$  é uma variável explicativa,  $\delta$  e  $\beta$  são parâmetros; e  $u_{it}$  é o termo de erro, estruturado como:  $u_{it} = \eta_i + \mu_{it}$ .  $\eta_i \sim iid(0, \sigma^2)$  representa os efeitos fixos individuais e invariantes no tempo e  $\mu_{it} \sim iid(0, \sigma^2)$  são choques individuais e correlacionados no tempo dentre os indivíduos. Assume-se que os componentes de erro são independentes uns dos outros e entre eles, e que o componente  $\mu_{it}$  não seja serialmente autocorrelacionado.

Ao contrário da restrição forte de exogeneidade estrita dos modelos de painel estático, a variável dependente defasada como regressor ( $y_{i,t-1}$ ) e o efeito fixo individual específico ( $\eta_i$ ) são correlacionados por construção na própria equação 1, ou seja,  $E(y_{i,t-1} \eta_i) \neq 0$ . No entanto, essa especificação apresenta duas fontes de persistência no tempo (BATALGI, 2008): a autocorrelação, dada pela inserção da variável dependente defasada entre os regressores; e a heterogeneidade, devido a presença de efeitos individuais específicos a cada indivíduo. Isso faz com que o estimador  $\delta$  de MQO torna-se viesado e inconsistente. Uma maneira de solucionar esses problemas seria por meio do uso de variáveis instrumentais em uma estimação de mínimos quadrados em dois estágios (MQ2E) e, semelhante ao método de painel estático, a transformação da equação 1 em primeira diferença para eliminar os efeitos individuais ( $\eta_i$ ):

$$y_{it} - y_{i,t-1} = \delta(y_{i,t-1} - y_{i,t-2}) + \beta(x_{it} - x_{i,t-1}) + (\mu_{it} - \mu_{i,t-1}) \quad (2)$$

Nesse caso, facilmente a correlação entre  $y_{i,t-1}$  e  $\eta_i$  é superada. Já a superação da correlação entre  $y_{i,t-1}$  e  $\mu_{it}$  seria por meio do uso de defasagens (*lags*) de  $y_{i,t-1}$  como instrumentos ( $y_{i,t-2}$ ,  $y_{i,t-3}$ , etc.). Esses instrumentos não serão correlacionados com  $\Delta\mu_{it} = \mu_{it} - \mu_{i,t-1}$  desde que os próprios  $\mu_{it}$  não sejam serialmente correlacionados. No entanto, Baltagi (2008) ressalta que por mais que este método leve a estimativas consistentes dos parâmetros, não necessariamente as mesmas são eficientes, pois não utilizam todas as condições de momento disponíveis e não levam em consideração a estrutura diferenciada sobre os distúrbios residuais ( $\Delta\mu_{it}$ ). Além do mais, para modelos simples de componentes de erros dinâmicos, o estimador que usa diferenças ( $\Delta y_{i,t-2}$ ) ao invés de níveis ( $y_{i,t-2}$ ) como instrumentos possui um ponto de singularidade e valores de variâncias muito grandes (BALTAGI, 2008).

Essas dificuldades foram superadas na proposição de um método de GMM em primeira diferença (GMM *difference*) mais eficiente do que o método descrito no parágrafo anterior (ARELLANO; BOND, 1991). Neste caso, a especificação do modelo é a mesma da equação 2, mas com um método de estimação que utiliza todos os momentos disponíveis e instrumentos em nível<sup>1</sup>. Deve-se chamar atenção que, embora o método GMM em diferença resolva o problema de endogeneidade via variáveis instrumentais defasadas, estes podem ser fracos para variáveis que não são estritamente exógenas se essas defasagens estiverem próximas de um passeio aleatório.

Uma outra técnica de estimação GMM desenvolvida por Arellano e Bover (1995) e Blundell e Bond (1998) é conhecida como GMM *system*. Este método é composto por um sistema de equações com melhores propriedades de amostras finitas do que o GMM *difference*, sendo mais adequado para estimar modelos autorregressivos com dados em painel persistentes (BOND; HOEFFLER, 2001). O GMM *system* possui uma hipótese adicional de que as primeiras diferenças das variáveis instrumentais não são correlacionadas com os efeitos fixos e combina dois conjuntos de equações: equações em primeira diferença com níveis adequados de instrumentos defasados e equações em níveis com as primeiras diferenças defasadas como instrumentos. Isso permite o uso de mais instrumentos, o que pode aumentar a eficiência da estimação.

A consistência dos estimadores GMM *difference* e GMM *system* e a validade dos instrumentos utilizados podem ser avaliados por meio de testes estatísticos. Para verificar a exogeneidade dos

<sup>1</sup> Para detalhes da estimação GMM ver Baltagi (2008) e Cameron e Trivedi (2005).

instrumentos, utiliza-se o teste de Hansen e o teste de diferença de Hansen. O primeiro é a estatística J de Hansen para restrições sobreidentificadoras, que avalia a validade do conjunto de instrumentos, sendo que a hipótese nula é de que o conjunto de instrumentos é válido, ou seja, não correlacionados com o termo de erro. Já o segundo diz como hipótese nula que os instrumentos em nível são válidos e não correlacionados com o termo de erro da equação de diferença. Este teste permite também verificar qual o estimador GMM é mais adequado. Caso a hipótese nula seja aceita (alto p-valor) o viés de endogeneidade seria eliminado, no qual o método GMM *system* deve ser considerado, pois acrescenta informações válidas ao GMM *difference* (ROODMAN, 2009).

Outro teste estatístico importante é o teste de ausência de autocorrelação de segunda ordem, conhecido como AR(2), que busca mostrar se existe correlação das variáveis explicativas com os resíduos. Ademais, outro problema que pode ocorrer nas estimações GMM é um excesso na proliferação de instrumentos, já que os modelos utilizam um número grande de variáveis dependente e explicativas defasadas. Segundo Roodman (2009), um excesso de instrumentos não compromete a consistência das estimativas, mas pode invalidar alguns resultados assintóticos e testes de especificação. Esse problema pode ser resolvido ao se utilizar um número menor de defasagens como instrumentos ao invés de todas as defasagens possíveis e/ou combinar instrumentos por meio da adição em conjuntos menores. Segundo Roodman (2009), um número de instrumentos ideal seria uma quantidade menor do que número de observações em um período de tempo.

Os modelos de painel dinâmico GMM aplicados neste artigo foram estimados por meio do *software* Stata 14 sob o comando “*xtabond2*” desenvolvido por Roodman (2009). Utilizou-se as opções “*small*”, “*orthog*” e “*collapse*” apresentadas no comando. Estas especificações permitem, respectivamente, o uso de estatísticas mais adequadas para amostras pequenas; o uso de diferenciação ortogonal das equações em nível, que aproveita um maior número de informações da amostra; e o uso de controles de proliferação de instrumentos.

### 3.1. Base de Dados e Modelos Estimados

Para a estimação da relação entre P&D e produtividade foi utilizada a base de dados em nível de empresas da Medtrack (2019), que agrega informações amplas de empresas de vários setores da área de saúde humana em vários países. A base Medtrack é uma das bases proprietárias da Pharma Intelligence, uma empresa do grupo Informa UK, e fornece informações confiáveis sobre empresas farmacêuticas e biofarmacêuticas, seus produtos e suas colaborações (DIESTRE; RAJAGOPALAN; DUTTA, 2015; SHIN; KIM; JEONG, 2018). Apesar de ser uma base proprietária, por ter muitos dados distintos e para várias empresas, é muito utilizada para estudos de empresas na área de saúde humana (e.g. BAGLIERI; BELUSSI; ORSI, 2015; FERNALD; PENNING; CLAASSEN, 2015; JEON et al., 2016; SHIN; KIM; JEONG, 2018).

Para atender aos objetivos propostos por esta pesquisa, foram selecionadas empresas que tinham, no mínimo, informações de gastos em P&D, valor de receita de vendas e número de funcionários. A amostra analisada contempla empresas de capital aberto concentradas nas áreas farmacêutica, biotecnológica e de dispositivos médicos. As empresas estão sediadas em 31 países, nos continentes da América do Norte, Europa, Ásia e Oceania. A amostra analisada é composta por um painel desbalanceado com informações de 1.106 empresas entre 2011 e 2018 (oito períodos), totalizando 5.457 observações. As variáveis monetárias estão todas em dólares e foram deflacionadas de acordo com o índice *Consumer Price Index* (CPI), calculado e disponibilizados pelo U.S. Bureau of Labor Statistics (2020). O modelo estimado da relação entre P&D e produtividade em nível das empresas pela técnica de painel dinâmico é representado pela equação 3:

$$\text{Produt}_{i,t} = \alpha + \beta_1 \text{Produt}_{i,t-1} + \beta_2 \text{P\&D\_Trab}_{i,t} + \beta_3 \text{Trab}_{i,t} + \beta_4 \text{País}_i + \beta_5 \text{Tempo}_i + \mu_{i,t} \quad (3)$$

Onde:

$i = 1, 2, \dots, 1.106$  empresas;

$t = 1, 2, \dots, 8$  períodos entre 2011 e 2018;

$\alpha$ : constante;

$\beta_i$ : coeficientes;

$Produt_{i,t}$ : produtividade do trabalho da empresa  $i$  no tempo  $t$ , calculado como a receita de vendas dividido pelo número de trabalhadores;

$Produt_{i,t-1}$ : produtividade do trabalho da empresa  $i$  no tempo  $t - 1$ ;

$P\&D\_Trab_{i,t}$ : gasto em P&D por trabalhador da empresa  $i$  no tempo  $t$ ;

$Trab_{i,t}$ : número de trabalhadores da empresa  $i$  no tempo  $t$ ;

$País_i$ : conjunto de *dummies* de nacionalidade da empresa  $i$ ;

$Tempo_i$ : conjunto de *dummies* anuais;

$\mu_{it}$ : termo de erro.

Para as regressões quantílicas, que não são modelos dinâmicos, a variável de produtividade defasada ( $Produt_{i,t-1}$ ) é suprimida. Nos modelos de painel dinâmicos todas as variáveis são tratadas como endógenas, nos quais suas defasagens são utilizadas como instrumentos. Para efeito de análise de sensibilidade da estimação, testa-se também para o modelo de painel dinâmico a amostra balanceada com 346 empresas que estão presentes em todos os oito períodos, totalizando 2.768 observações.

#### 4. Estatísticas Descritivas

Para um maior detalhamento da base de dados, a Tabela 1 apresenta os valores médios das variáveis por cinco níveis de percentis, bem como os valores de máximo e mínimo. De maneira geral, os dados indicam uma alta dispersão das variáveis. A tabela mostra, por exemplo, que enquanto empresas do percentil 10 em termos de receita de vendas apresentaram um valor médio desta de apenas US\$ 1,05 bilhões, as empresas do percentil 90 apresentaram um valor médio de US\$ 8.255,73 bilhões.

Tabela 1 - Estatísticas Descritivas por Percentis e Valores Mínimos e Máximos (2011-2018)

	10%	25%	50%	75%	90%	Min.	Máx.
Receita de Vendas <sup>1</sup>	1,05	10,11	122,50	1.169,75	8.255,73	0	18.900.000
Gasto em P&D <sup>1</sup>	1,45	4,60	21,86	95,97	623,24	0	216.403
Número de Empregados	26	68	338	2.700	11.954	1	379.000
Produtividade do Trabalho <sup>1</sup>	0,03	0,12	0,26	0,51	1,36	0	2.543
Gasto em P&D por Trabalhador <sup>1</sup>	0,01	0,02	0,05	0,18	0,56	0	134

Nota: <sup>1</sup> em bilhões de US\$ a preços de 2011.

Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Tabelas 2 apresenta algumas estatísticas descritivas (médias e desvios-padrões) das variáveis da amostra por continente. A tabela mostra que a receita de vendas e os gastos em P&D são bem maiores na Ásia do que nos outros continentes. Por exemplo, enquanto o gasto médio em P&D das empresas asiáticas da amostra foi de US\$ 4,13 bilhões, para as empresas da América do Norte foi de apenas US\$ 0,23 bilhões. No entanto, o desvio padrão foi muito maior na Ásia, indicando que há uma grande desigualdade entre as empresas quanto a magnitude dos investimentos feitos. Isso acaba influenciando os maiores valores médios de produtividade do trabalho dos países asiáticos em relação às outras regiões. Quanto ao tamanho das empresas, utilizando o número de funcionários como *proxy*, a Tabela 2 mostra que as empresas europeias são mais do que o dobro de tamanho da média geral, alcançando 12.152 trabalhadores em média.

Tabela 2 – Estatísticas Descritivas das Empresas por Continente (2011-2018)  
Médias e Desvios-padrões em parênteses

	América do Norte	Ásia	Europa	Oceania	Total
Receita de Vendas <sup>1</sup>	2,29 (10,46)	162,35 (1.327,53)	7,76 (34,43)	0,30 (1,05)	41,86 (655,48)
Gasto em P&D <sup>1</sup>	0,23 (0,96)	4,13 (20,32)	0,70 (3,32)	0,03 (0,09)	1,25 (10,24)
Número de Empregados	4.936 (16.762)	4.981 (9.150)	12.152 (42.084)	859 (2.727)	6.192 (22.625)
Produtividade do Trabalho <sup>2</sup>	0,37 (3,18)	23,53 (154,81)	0,92 (2,92)	0,22 (0,26)	6,06 (76,66)
Gasto em P&D por Trabalhador <sup>2</sup>	0,14 (0,39)	2,13 (9,05)	0,30 (0,72)	0,14 (0,20)	0,65 (4,54)
Número de Observações	3.001	1.316	1.014	126	5.457

Nota: <sup>1</sup> em bilhões de US\$ a preços de 2011.

<sup>2</sup> em mil US\$ a preços de 2011.

Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Tabela 3 apresenta algumas estatísticas descritivas (médias e desvios-padrões) das variáveis da amostra por porte de empresa. A tabela mostra que quanto maior o porte da empresa (de até 49 empregados para acima de 1.000 empregados), maiores são os seus valores médios em termos de receita de vendas, gasto em P&D e produtividade do trabalho. Por exemplo, o gasto em P&D para empresas da amostra com até 49 trabalhadores foi, em média, US\$ 0,03 bilhões, bem abaixo do gasto médio de US\$ 3,33 bilhões das empresas da amostra com mais de 1.000 funcionários. No entanto, quando se calcula o P&D por trabalhador, verifica que as menores empresas investem proporcionalmente mais: as menores empresas da amostra gastam em média US\$ 1,2 mil em P&D por trabalhador, enquanto as maiores empresas gastam apenas US\$ 0,32 mil por trabalhador. Por ser setores baseados em ciência, os dados mostram o forte papel de investimento em inovação também feito pelas pequenas empresas.

Tabela 3 - Estatísticas Descritivas por Porte de Empresas (2011-2018)  
Médias e Desvios-padrões em parênteses

	1-49	50-249	250-999	1000-	Total
Receita de Vendas <sup>1</sup>	0,02 (0,11)	0,18 (1,77)	3,13 (36,05)	115,85 (1.094,78)	41,86 (655,48)
Gasto em P&D <sup>1</sup>	0,03 (0,20)	0,06 (0,31)	0,23 (2,20)	3,33 (16,89)	1,25 (10,24)
Número de Empregados	25 (13)	117 (53)	526 (200)	17.008 (35.434)	6.192 (22.625)
Produtividade do Trabalho <sup>2</sup>	1,16 (13,26)	1,44 (10,14)	8,09 (111,46)	11,08 (99,07)	6,06 (76,66)
Gasto em P&D por Trabalhador <sup>2</sup>	1,20 (6,12)	0,76 (4,37)	0,55 (6,29)	0,32 (1,58)	0,65 (4,54)
Número de Observações	1.060	1.443	1.012	1.942	5.457

Nota: <sup>1</sup> em bilhões de US\$ a preços de 2011.

<sup>2</sup> em mil US\$ a preços de 2011.

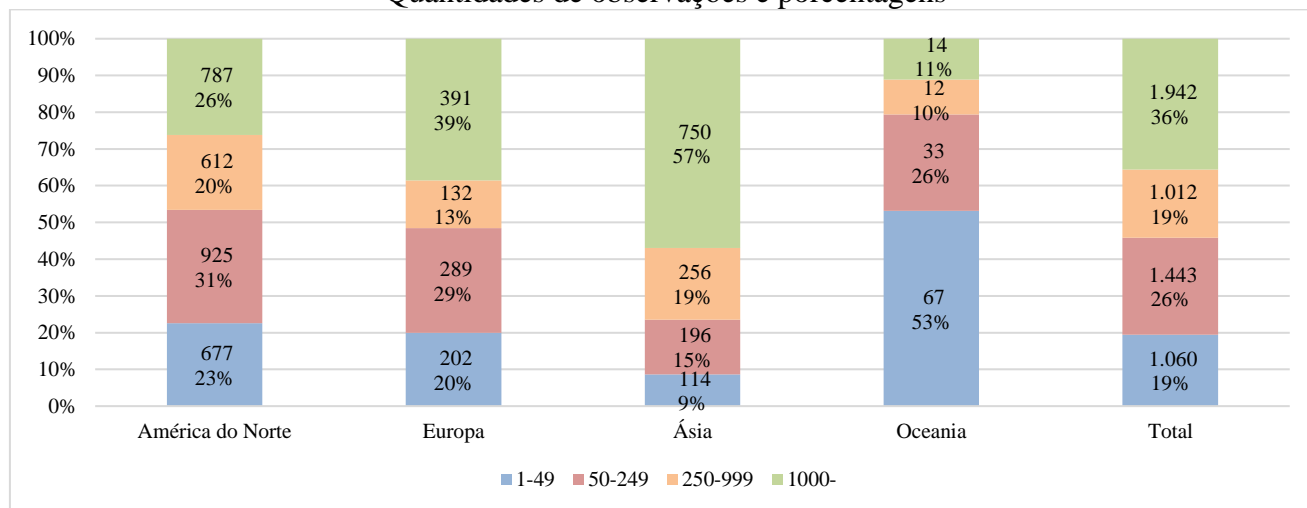
Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Figura 1 apresenta um cruzamento de dados da amostra por região e porte de empresas. Observa-se que a região que concentra as maiores empresas (em termos de quantidade de funcionários) é a Ásia, no qual cerca de 57% das empresas possuem mais de mil funcionários, enquanto a Oceania



concentra a maior quantidade relativa de empresas pequenas com menos de 50 funcionários (53%). Já os dados na América do Norte são mais igualmente distribuídos em termos de porte das empresas, refletindo em uma distribuição mais balanceada na amostra total.

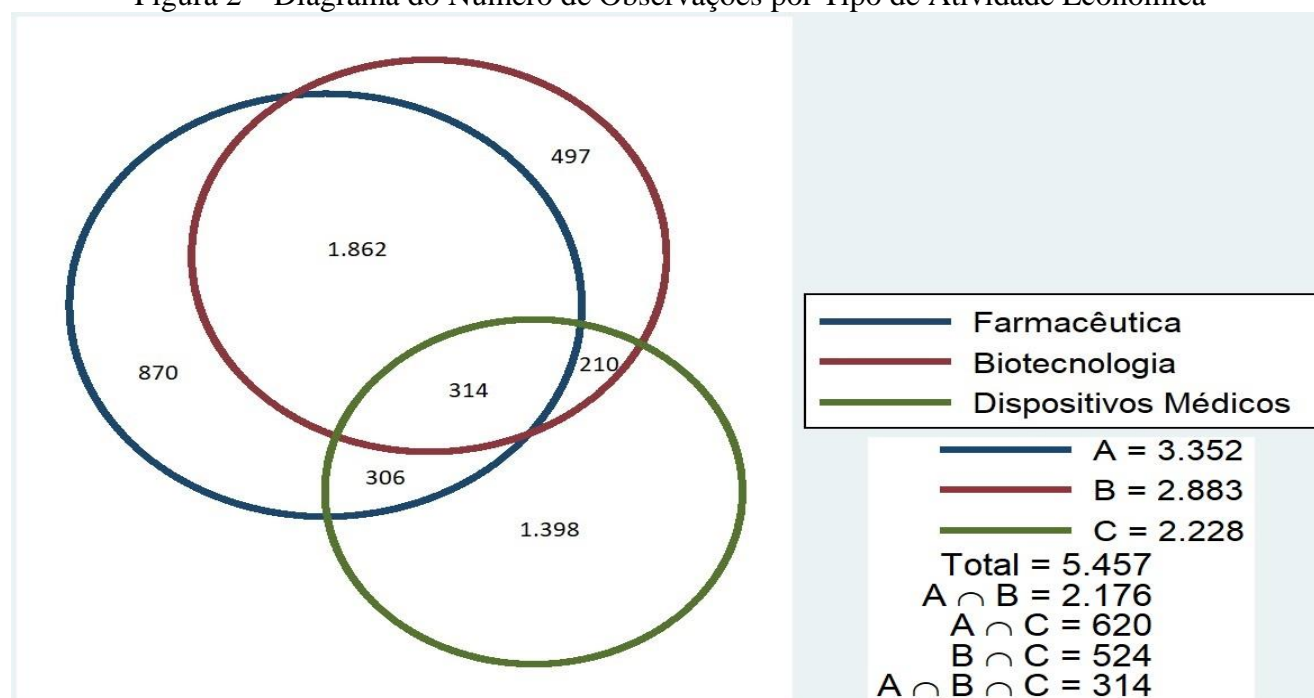
Figura 1 - Estatísticas Descritivas por Região e Porte de Empresas (2011-2018)  
Quantidades de observações e porcentagens



Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Figura 2 apresenta um diagrama do número proporcional de observações por tipo de atividade econômica. Observa-se que há um conjunto grande de empresas diversificadas, que operam em mais de uma atividade. Por exemplo, do total de 3.352 observações que operam na indústria farmacêutica, 2.176 também fazem atividades de biotecnologia e 620 também operam no setor de dispositivos médicos. O diagrama indica que mais empresas da indústria farmacêutica também operam no setor de biotecnologia (1.862 observações) do que isoladamente (870 observações).. Por outro lado, o setor de dispositivos médicos possui uma característica bem mais distinta, sendo menos integrado aos outros setores e possuindo maior participação na amostra de forma isolada (1.398 observações). Apenas 314 observações estão presentes nas três atividades destacadas.

Figura 2 – Diagrama do Número de Observações por Tipo de Atividade Econômica



Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Tabela 4 apresenta algumas estatísticas descritivas da amostra por tipo de atividade econômica. Considerou-se empresas que participam dos três ramos industriais destacados, independentemente se também participam de outros. A tabela mostra um predomínio dos valores na indústria farmacêutica comparativamente aos outros setores, seja em receitas de vendas e gasto em P&D, seja em tamanho das firmas e produtividade. O ramo de biotecnologia se destaca por apresentar empresas de menor porte (média de 3.798 empregados, quase a metade em comparação com as outras duas atividades) e gasto em P&D por trabalhador elevado, semelhante aos valores da indústria farmacêutica. Já o setor de dispositivos médicos possui empresas com tamanhos maiores (média de 6.192 empregados) mais semelhantes ao perfil de empresas do setor farmacêutico quanto ao porte. No entanto, os gastos em P&D, em valores absolutos e por trabalhador, e valores de produtividade do trabalho são muito inferiores comparativamente aos outros dois ramos.

Tabela 4 - Estatísticas Descritivas por Atividade Econômica (2011-2018)  
Médias e Desvios-padrões em parênteses

	Farmacêutica	Biotecnologia	Dispositivos Médicos	Total
Receita de Vendas <sup>1</sup>	65,76 835,12	23,00 264,77	5,89 50,68	41,86 655,48
Gasto em P&D <sup>1</sup>	1,90 12,95	1,01 7,48	0,33 2,29	1,25 10,24
Número de Empregados	7.192 21.872	3.798 21.266	6.353 21.175	6.192 22.625
Produtividade do Trabalho <sup>2</sup>	9,18 97,40	5,71 75,48	1,02 6,04	6,06 76,66
Gasto em P&D por Trabalhador <sup>2</sup>	0,94 5,64	0,92 5,91	0,15 1,23	0,65 4,54
Número de Observações	3.352	2.883	2.228	5.457

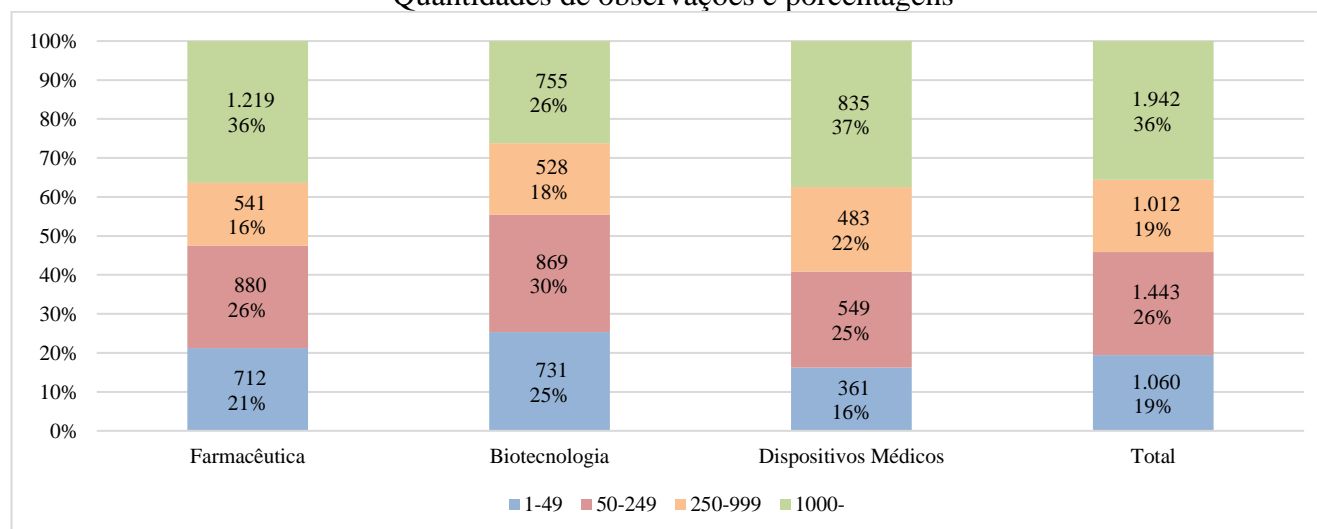
Nota: <sup>1</sup> em bilhões de US\$ a preços de 2011.

<sup>2</sup> em mil US\$ a preços de 2011.

Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

A Figura 3 apresenta um cruzamento de dados da amostra por atividade econômica e porte de empresas. Como também apresentado na Tabela 3, observa-se o predomínio maior de empresas menores na atividade de biotecnologia do que nos outros setores, que são dominados por empresas de grande porte. No entanto, não há grandes discrepâncias das participações entre as quatro categorias de tamanho das firmas nos três setores analisados, o que mostra uma grande diversidade da amostra.

Figura 3 - Estatísticas Descritivas por Atividade Econômica e Porte de Empresas (2011-2018)  
Quantidades de observações e porcentagens



Fonte: Elaboração própria com base em Medtrack (2019).

Por fim, a Tabela 5 apresenta a correlação entre as variáveis das empresas da amostra. Percebe-se a correlação moderada (0,477) existente entre as variáveis de P&D por trabalhador e produtividade do trabalho. As correlações apresentadas, no entanto, não levam em consideração os efeitos causais das variáveis, os problemas de endogeneidade, e não consideram todas as correlações ou efeitos cruzados entre as mesmas e os controles de demais fatores. A próxima seção busca apresentar essas nuances por meio de uma análise do modelo especificado pela Equação 3, estimado tanto pela metodologia de painel dinâmico GMM, quanto pela metodologia de regressão quantílica, buscando-se analisar as diferenças de dispersão das empresas da amostra.

Tabela 5 – Correlação entre Variáveis (2011-2018)

	Receita de Vendas	Gasto em P&D	Número de Empregados	Produtividade do Trabalho	Gasto em P&D por Trabalhador
Receita de Vendas	1,000				
Gasto em P&D	0,655	1,000			
Número de Empregados	0,032	0,103	1,000		
Produtividade do Trabalho	0,758	0,503	0,002	1,000	
Gasto em P&D por Trabalhador	0,126	0,217	-0,027	0,477	1,000

Fonte: Elaboração própria.

## 5. Resultados e Discussão

São muitos os trabalhos que se debruçam sobre a relação existente entre gastos em P&D e produtividade. Embora nem sempre usem as mesmas métricas para essas duas variáveis ou então façam essa associação em conjunto com outra análise (e.g. tamanho ou nacionalidade da firma), a maior parte dos estudos dá conta de uma relação positiva entre gastos em P&D e produtividade (CRÉPON et al., 1998; GRIFFITH et al., 2006; GRILICHES, 2007; MOHNEN; HALL, 2013). A Tabela 6 apresenta os resultados da estimativa entre P&D por trabalhador e produtividade do trabalho por meio das regressões quantílicas. A primeira coluna da tabela apresenta a regressão linear por MQO tradicional, enquanto as outras colunas apresentam as regressões nos percentis 10, 25, 50, 75 e 90. Os resultados mostram que a relação entre P&D por trabalhador e produtividade do trabalho é positiva e estatisticamente significativa a 1% para todos os modelos. Como todas as variáveis estão em logaritmos, a interpretação dos resultados se dá por meio de efeitos de elasticidades. Por exemplo, para o modelo MQO, um aumento em 1% no gasto em P&D por trabalhador das empresas aumenta a produtividade do trabalho em 0,25%. As regressões quantílicas mostram que quanto maior é a produtividade do trabalho da empresa, maior é o efeito do P&D por trabalhador. Enquanto o impacto da variável de esforço inovativo é de 0,07% para as empresas menos produtivas (percentil 10), para as empresas mais produtivas (percentil 90) o impacto chega a 0,38%. Isso indica uma relação de retornos marginais crescentes entre P&D e produtividade, ou seja, os efeitos de esforços inovativos são ainda mais impactantes para as empresas mais eficientes da amostra.

Tabela 6 – Resultado das Regressões Quantílicas  
(Var. Dependente: (ln) Produtividade do Trabalho)

	MQO	p10	p25	p50	p75	p90
ln (P&D_Trab)	0,255*** (0,015)	0,078*** (0,019)	0,125*** (0,010)	0,183*** (0,008)	0,357*** (0,010)	0,387*** (0,008)
ln (Trab)	0,285*** (0,008)	0,425*** (0,017)	0,273*** (0,007)	0,169*** (0,005)	0,148*** (0,006)	0,128*** (0,005)
Dummies Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Dummies Países	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
R <sup>2</sup> /Pseudo R <sup>2</sup>	0,437	0,252	0,223	0,229	0,320	0,470

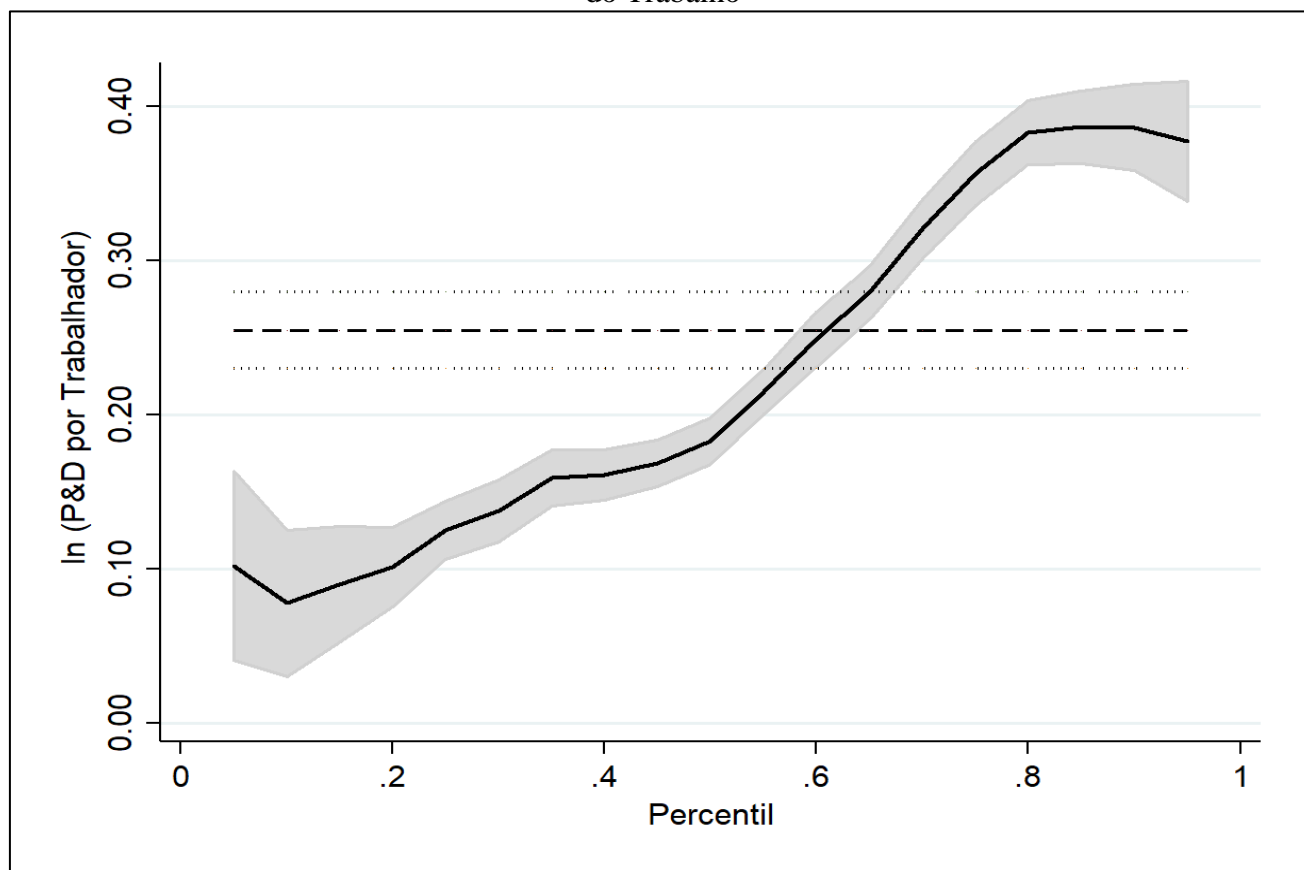
Nota: Os símbolos \*, \*\* e \*\*\* indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padrão robustos em parênteses. Constante não reportada.

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 6 também mostra uma relação positiva e estatisticamente significativa a 1% entre tamanho da empresa (número de funcionários) e produtividade do trabalho em todas as colunas. Esse resultado está de acordo com outros achados da literatura, tanto para indústrias de manufatura como de não-manufatura (DIAZ; SÁNCHEZ, 2008; LEUNG; ME; TERAJIMA, 2008; VAN BIESEBROECK, 2005). Por exemplo, pelo modelo MQO, um aumento em 1% no número de trabalhadores aumenta a produtividade em 0,28%. Por outro lado, as regressões quantílicas mostram que a relação entre as duas variáveis agora é de efeitos marginais decrescentes, ou seja, o tamanho da empresa é cada vez menos importante à medida que a empresa cresce. Enquanto o impacto do número de trabalhadores é de 0,42% para as menores empresas (percentil 10), para as maiores (percentil 90) é de apenas 0,12%. Isso mostra que o tamanho da empresa é um fator relevante para o aumento da produtividade, no qual isso deve ocorrer devido à maiores economias de escala. No entanto, há um limite para o contínuo beneficiamento dos efeitos de escala por parte das empresas.

As regressões quantílicas da relação entre P&D por trabalhador e produtividade do trabalho da Tabela 6 são representadas graficamente por meio da Figura 4. Enquanto as linhas tracejadas representam a estimação MQO e seus intervalos de confiança, a linha contínua indica os coeficientes da regressão quantílica para valores de P&D por trabalhador em percentis de produtividade do trabalho. A área sombreada representa o intervalo de confiança de 95% para os coeficientes da regressão quantílica. A figura mostra os efeitos marginais crescentes entre P&D e produtividade já observados na Tabela 6, com a diferença que nos últimos percentis há uma tendência de estagnação e queda na relação. Isso mostra que para o conjunto de empresas que estão entre as 20% mais produtivas (acima do percentil 80), os efeitos de P&D sobre a produtividade ainda são positivos, estatisticamente significativos e relativamente altos, mas cada vez menores conforme a empresa aumenta a sua eficiência. Logo, também há efeitos marginais decrescentes do gasto em P&D sobre a produtividade no topo das empresas mais eficientes da amostra.

Figura 4 – Resultado das Regressões Quantílicas: Relação entre P&D por Trabalhador e Produtividade do Trabalho



Fonte: Elaboração própria.

As regressões quantílicas, no entanto, não lidam com possíveis problemas de endogeneidade como foi exposto na seção 3. Dessa maneira, a Tabela 7 apresenta os resultados das estimações por painel dinâmico GMM *system*. Neste caso, acrescenta-se a variável explicativa produtividade do trabalho defasada. A tabela também mostra a estimação do modelo para grupos distintos de empresas de acordo com a sua localização (América do Norte, Europa e Ásia; não foi estimado separadamente na Oceania devido ao baixo número de observações) e de acordo com o tamanho da empresa (até 49 funcionários, de 50 à 249, de 250 à 999 e acima de 1.000). Na parte inferior da tabela são apresentados os p-valores dos testes de autocorrelação AR (2), e de validade dos instrumentos (Teste de Hansen e Teste de diferença de Hansen). Para a grande maioria os modelos, os p-valores foram altos acima de 10%, portanto, aceita-se a hipótese nula de ausência de correlação serial de segunda ordem, confirmando a consistência das estimações; e aceita-se a hipótese nula de que o conjunto dos instrumentos são válidos e não correlacionados com o termo de erro, eliminando-se o viés de endogeneidade. Apenas no modelo com empresas norte-americanas rejeitou-se a hipótese nula no teste de Hansen. A Tabela A, no Anexo, apresenta os modelos estimados via painel dinâmico GMM *difference*. Os resultados, no geral, foram bem semelhantes aos da Tabela 7, aceitando-se as hipóteses nulas dos testes para todos os conjuntos de amostras. Preferiu-se analisar as estimações *system* devido ao menor número de observações perdidas que essa técnica é capaz de proporcionar em relação à estimação por diferenças.

Tabela 7 – Resultados Estimação Painel Dinâmico GMM *system* por Continente e Porte  
Variável Dependente: Produtividade do Trabalho

	Amostra Total	América do Norte	Europa	Ásia	0-49	50-249	250-999	1000-
Produt <sub>t-1</sub>	0,673*** (0,080)	0,729*** (0,078)	0,498*** (0,138)	0,198* (0,116)	0,624*** (0,110)	0,689*** (0,101)	0,576*** (0,173)	0,004 (0,069)
P&D_Trab	0,886*** (0,034)	0,093 (0,064)	0,265 (0,196)	0,930*** (0,043)	0,390*** (0,106)	0,780*** (0,109)	0,849*** (0,071)	0,939*** (0,029)
Trab	0,459*** (0,082)	0,012 (0,097)	0,009 (0,216)	0,689*** (0,162)	0,235 (0,214)	0,298 (0,432)	0,765*** (0,279)	-0,037 (0,110)
AR (2)	0,915	0,765	0,529	0,737	0,989	0,821	0,142	0,579
Hansen	0,183	0,026	0,973	0,645	0,629	0,860	0,685	0,949
Dif Hansen	0,219	0,018	0,582	0,698	0,082	0,433	0,053	0,358
Nº inst.	168	41	110	69	97	112	110	142
Nº obs.	4.228	2.372	808	954	720	1.134	810	1.564
Nº grupos	938	491	162	260	241	337	228	350

Nota: Os símbolos \*, \*\* e \*\*\* indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padrão robustos em parênteses. São reportados os p-valores das estatísticas de teste AR (2), Teste de Hansen e Teste de diferença de Hansen para os instrumentos GMM. Variáveis dependente e explicativas se encontram em logaritmos (ln). *Dummies* temporais e constante foram estimadas nos modelos e não estão reportadas. Os modelos estimados foram realizados a partir do comando “xtabond2” do software Stata 14, desenvolvido por Roodman (2009), e controlam para o excesso de instrumentos (comando “collapse”), possuem ajustes para amostras pequenas (comando “small”) e desvios ortogonais (comando “orthogonal”). Estimação GMM *system* em um estágio.

Fonte: elaboração própria.

A Tabela 7 mostra que, com exceção das amostras de empresas da América do Norte e Europa, a relação entre P&D por trabalhador e produtividade do trabalho é positiva e estatisticamente significativa à 1%. Na amostra total, um aumento em 1% no gasto em P&D por trabalhador aumenta a produtividade em 0,88%, magnitude bem superior ao observado nas regressões quantílicas (Tabela 6). Dessa forma, o impacto do gasto em P&D sobre a produtividade é ainda mais relevante em uma técnica de estimação mais robusta. Essa relação é ainda mais forte nas empresas asiáticas comparativamente às europeias e norte-americanas e nas maiores empresas comparativamente às menores. Por exemplo, um

aumento em 1% no gasto em P&D por trabalhador aumenta a produtividade do trabalho em 0,93% nas empresas da Ásia. Na América do Norte e Europa, a relação entre P&D e produtividade não se mostrou estatisticamente significativa, embora os coeficientes serem positivos. Isso evidencia que, pelo menos nas empresas das áreas farmacêutica, de biotecnologia e dispositivos médicos da amostra, o gasto em esforços inovativos das maiores empresas e sediadas na Ásia geraram maiores resultados positivos em termos de produtividade do que nas menores empresas e sediadas em outras regiões.

O continente asiático possui hoje pelo menos três países com destaque no mercado internacional de saúde humana: Japão, Índia e China. O Japão é o país com mais tradição nessa indústria, mas diferente de outras indústrias nacionais (notadamente automóveis e eletrônicos) as políticas protecionistas que vigoraram até a década de 1990 não foram o suficiente para posicionar as empresas japonesas no primeiro escalão de empresas globais. As empresas japonesas farmacêuticas, por exemplo, investem menos em P&D, lançam menos medicamentos e vendem menos do que suas concorrentes (UMEMURA, 2013). Por outro lado, Índia e China vem se destacando nos últimos anos por usar a indústria farmacêutica e de biotecnologia como um dos vetores de desenvolvimento industrial. Estes países têm investido muito em drogas genéricas (e, mais recentemente, em biossimilares<sup>2</sup>) e, somados, representam mais da metade da exportação mundial de insumos farmacêuticos ativados (IFA)<sup>3</sup> (DOROCKI, 2014).

A Tabela 7 também mostra os efeitos do número de funcionário e da produtividade do trabalho defasada. As estimações mostram que um aumento em 1% no número de empregados aumenta a produtividade em 0,45%. No entanto, nos subgrupos de amostras de continentes, essa relação só se mostra estatisticamente significativa nas empresas asiáticas, no qual estas se beneficiam mais dos ganhos de economias de escala do que as empresas europeias e norte-americanas. Como observado na Figura 1, as empresas asiáticas da amostra concentram relativamente o maior número de empresas com mais de mil funcionários, ou seja, o maior impacto da P&D sobre a produtividade para estas empresas pode estar mais relacionado ao porte do que necessariamente à localização. Já a relação entre produtividade passada e produtividade presente foi positiva em todos os modelos, mas não estatisticamente significativa no grupo de empresas asiáticas e acima de 1.000 funcionários. Logo, enquanto os efeitos da produtividade do ano anterior parecem ser bem significativos na produtividade atual em todos os conjuntos de empresas, os mesmos parecem ter menos impactos nas empresas maiores e asiáticas. Para estas, os efeitos do gasto em P&D por trabalhador parece ser a grande variável chave para o aumento da produtividade.

A Tabela 8 apresenta os resultados das estimações por painel dinâmico GMM *system* em subamostras de atividades econômicas. A Tabela B, no Anexo, apresenta os modelos estimados via painel dinâmico GMM *difference*. A tabela também apresenta, em suas quatro últimas colunas, estimações com os dados balanceados a fim de testar a robustez dos resultados. Percebe-se que para todas as subamostras de setores os resultados foram positivos e estatisticamente significativos. Não foi possível identificar diferenças significativas quanto a magnitude do impacto do gasto em P&D sobre a produtividade nos distintos modelos, no qual os coeficientes foram muito semelhantes à amostra total em todos os conjuntos. Os resultados para os dados balanceados foram ligeiramente superiores aos apresentados nos dados desbalanceados, destacando a robustez dos achados.

De maneira geral, os resultados mostram que há uma persistente relação positiva e estatisticamente significativa entre gastos em P&D por trabalhador e produtividade do trabalho nos distintos métodos de estimação e nos conjuntos de amostras apresentados. Não foi possível perceber diferenças de magnitude do impacto da P&D sobre a produtividade entre os ramos farmacêutico, de biotecnologia e de dispositivos médicos. As intensidades dos impactos se mostraram mais diversificadas na análise por região (mais forte na Ásia) e na análise por porte da empresa (mais forte nas grandes empresas).

<sup>2</sup> Produtos biológicos altamente similares a produtos de referência, apesar de pequenas diferenças nos componentes (FDA, 2020).

<sup>3</sup> Qualquer substância introduzida na formulação de uma forma farmacêutica que, quando administrada em um paciente, atua como ingrediente ativo. Tais substâncias podem exercer atividade farmacológica ou outro efeito direto no diagnóstico, cura, tratamento ou prevenção de uma doença, podendo ainda afetar a estrutura e o funcionamento do organismo humano (ANVISA, 2014).

Tabela 8 – Resultados Estimação Painel Dinâmico GMM *system* por Atividade Econômica  
Variável Dependente: Produtividade do Trabalho

	Painel Desbalanceado				Painel Balanceado			
	Amostra Total	Farma	Biotech	Disp. Médicos	Amostra Total	Farma	Biotech	Disp. Médicos
Produt <sub>t-1</sub>	0,673*** (0,080)	0,617*** (0,093)	0,730*** (0,094)	0,804*** (0,116)	0,588*** (0,133)	0,448*** (0,152)	0,774*** (0,154)	0,977*** (0,213)
P&D_Trab	0,886*** (0,034)	0,867*** (0,044)	0,863*** (0,057)	0,875*** (0,078)	0,957*** (0,034)	0,944*** (0,043)	0,905*** (0,055)	0,948*** (0,099)
Trab	0,459*** (0,082)	0,456*** (0,100)	0,455*** (0,135)	0,705*** (0,233)	0,744*** (0,282)	0,762*** (0,293)	0,611* (0,362)	1,210** (0,533)
AR (2)	0,915	0,810	0,791	0,520	0,612	0,385	0,754	0,289
Hansen	0,183	0,501	0,547	0,045	0,931	1,000	0,914	0,213
Dif Hansen	0,219	0,054	0,045	0,967	0,314	0,082	0,049	0,152
Nº inst.	168	168	143	29	137	137	107	29
Nº obs.	4.228	2.548	2.182	1.783	2.422	1.365	1.127	1.127
Nº grupos	938	594	514	351	346	195	161	161

Nota: Os símbolos \*, \*\* e \*\*\* indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padrão robustos em parênteses. São reportados os p-valores das estatísticas de teste AR (2), Teste de Hansen e Teste de diferença de Hansen para os instrumentos GMM. Variáveis dependente e explicativas se encontram em logaritmos (ln). *Dummies* temporais e constante foram estimadas nos modelos e não estão reportadas. Os modelos estimados foram realizados a partir do comando “xtabond2” do *software* Stata 14, desenvolvido por Roodman (2009), e controlam para o excesso de instrumentos (comando “collapse”), possuem ajustes para amostras pequenas (comando “small”) e desvios ortogonais (comando “orthogonal”). Estimação GMM *system* em um estágio.

Fonte: elaboração própria.

## 6. Considerações Finais

O objetivo do artigo foi analisar a relação entre P&D e produtividade das empresas das indústrias farmacêutica, de biotecnologia e de dispositivos médicos. Para isso, utilizou-se uma ampla base de dados com 1.106 empresas de capital aberto em 5.457 observações de vários países entre 2011 e 2018. Foram estimados dois tipos de modelos econométricos: regressões quantílicas e painel dinâmico GMM (balanceado e desbalanceado). Os resultados encontrados mostram que a relação entre gasto em P&D por trabalhador e produtividade do trabalho foi positiva e estatisticamente significativa. Para os modelos dinâmicos mais robustos, verificou-se que, em média, um aumento de 1% dos gastos em P&D por trabalhador por parte da empresa aumenta a sua produtividade em 0,88%.

Os resultados mostraram também que a relação entre P&D e produtividade nas indústrias analisadas é ainda maior nas grandes empresas sediadas na Ásia relativamente às pequenas empresas sediadas em outras regiões. No entanto, não foi possível perceber diferenças significativas na intensidade dessa relação entre os setores farmacêutico, de biotecnologia e de dispositivos médicos. Pelas regressões quantílicas foi possível verificar que o gasto em P&D possui um efeito marginal crescente com relação a produtividade, ou seja, quanto mais produtiva é a empresa, maior é o impacto do gasto em P&D.

Esses resultados corroboram com a literatura empírica sobre a relação entre P&D e produtividade em nível da firma, mostrando uma relação estatisticamente significativa e forte entre as variáveis, bem como na relação positiva secundária entre porte de empresas e produtividade (e. g. CRÉPON et al., 1998; GRIFFITH et al., 2006; MOHNEN; HALL, 2013). Ademais, o artigo contribui ao analisar com mais detalhes a dinâmica inovativa de um conjunto de setores de uma indústria específica (saúde humana), embora bastante diversificada (farmacêutica, biotecnologia e dispositivos médicos), com evidências sobre os efeitos de retornos marginais crescentes do gasto em P&D sobre a produtividade, bem como o destaque apresentado por alguns países asiáticos, que vem se tornando protagonistas na indústria de saúde humana nos últimos anos.

Como limitação para o estudo é possível que haja viés de seleção das empresas da amostra. Apesar do número alto de observações para os grupos de atividades analisados, há bem mais empresas localizadas na América do Norte do que em outras regiões, o que pode conferir uma heterogeneidade maior de tipos de empresas neste local do que em outras regiões. Na Ásia, por exemplo, há o predomínio de grandes empresas na amostra, o que dificulta mensurar se os maiores impactos do gasto em P&D sobre a produtividade é algo da região ou do porte de empresas. Uma análise mais aprofundada sobre o perfil de empresas da indústria de saúde nos países asiáticos poderia qualificar melhor se a amostra utilizada reflete bem a população. Outra limitação é que a base de dados possui poucas informações sobre outras variáveis de controle para dar maior robustez aos modelos.

## Referências bibliográficas

- ANVISA - Agência Nacional de Vigilância Sanitária. Resolução da Diretoria Colegiada - RDC Nº 60. Disponível em: [https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/anvisa/2014/rdc0060\\_10\\_10\\_2014.pdf](https://bvsms.saude.gov.br/bvs/saudelegis/anvisa/2014/rdc0060_10_10_2014.pdf). Acesso em 20 jan 2020.
- ARELLANO, M.; BOND, S. Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations. **The Review of Economic Studies**, v. 58, n. 2, p. 277, abr. 1991.
- ARELLANO, M.; BOVER, O. Another look at the instrumental variable estimation of error-components models. **Journal of Econometrics**, v. 68, n. 1, p. 29–51, jul. 1995.
- BAGLIERI, D.; BELUSSI, F.; ORSI, L. Which alliance partners become attractive targets for acquisitions in biotech? Prior experience versus relational capabilities. In: **Innovation, Alliances, and Networks in High-Tech Environments**. [s.l.] Routledge, 2015. p. 157–185.
- BATALGI, B. H. **Econometric analysis of panel data**. 4. ed. England: John Wiley & Sons Ltd, 2008.
- BAUM, C. F. et al. A new approach to estimation of the R&D–innovation–productivity relationship. **Economics of Innovation and New Technology**, v. 26, n. 1–2, p. 121–133, 17 fev. 2017.
- BLUNDELL, R.; BOND, S. Initial conditions and moment restrictions in dynamic panel data models. **Journal of Econometrics**, v. 87, n. 1, p. 115–143, nov. 1998.
- BOND, S.; HOEFFLER, A. GMM Estimation of Empirical Growth Models. **CEPR Discussion Papers / Centre for Economic Policy Research Discussion Papers**, 2001.
- CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. K. **Microeconometrics**. New York: Cambridge University Press, 2005.
- CREPON, B.; DUGUET, E.; MAIRESSEC, J. Research, Innovation And Productivity: An Econometric Analysis At The Firm Level. **Economics of Innovation and New Technology**, v. 7, n. 2, p. 115–158, 1998.
- CRESPI, G.; ZUNIGA, P. Innovation and Productivity: Evidence from Six Latin American Countries. **World Development**, v. 40, n. 2, p. 273–290, fev. 2012.
- DANZON, P. M. Economics of the pharmaceutical industry. **NBER Reporter Online**, 2006.
- DIAZ, M. A.; SÁNCHEZ, R. Firm size and productivity in Spain: a stochastic frontier analysis. **Small Business Economics**, 30(3), 315–323, 2008.
- DIESTRE, L.; RAJAGOPALAN, N.; DUTTA, S. Constraints in acquiring and utilizing directors' experience: An empirical study of new-market entry in the pharmaceutical industry. **Strategic Management Journal**, v. 36, n. 3, p. 339–359, mar. 2015.
- DONZÉ, P.; IMER, R. Innovation in the global medtech industry: An empirical analysis of patent applications, 1960–2014. **Osaka Economic Papers**, v. 69, n. 5, 2020.
- DORASZELSKI, U.; JAUMANDREU, J. R&D and Productivity: Estimating Endogenous Productivity. **The Review of Economic Studies**, v. 80, n. 4, p. 1338–1383, 1 out. 2013.
- DOROCKI, S. Contemporary Trends in the Development of the Pharmaceutical Industry in the World. **Studies of the Industrial Geography Commission of the Polish Geographical Society**, v. 25 p. 108–131, 2014.
- FDA - Food and Drug Administration. Biological Products Definition. Disponível em: <https://www.fda.gov/files/drugs/published/Biological-Product-Definitions.pdf>. Acesso em 20 jan 2020.



- FERNALD, K.; PENNINGS, E.; CLAASSEN, E. Biotechnology Commercialization Strategies: Risk and Return in Interfirm Cooperation. **Journal of Product Innovation Management**, v. 32, n. 6, p. 971–996, 2015.
- GITTELMAN, M. National institutions, public-private knowledge flows, and innovation performance: A comparative study of the biotechnology industry in the US and France. **Research Policy**, v. 35, n. 7, p. 1052–1068, 2006.
- GRIFFITH, R. et al. Innovation and productivity across four European countries. **Oxford Review of Economic Policy**, v. 22, n. 4, p. 483–498, 2006.
- GRILICHES, Z. Issues in Assessing the Contribution of Research and Development to Productivity Growth. **The Bell Journal of Economics**, v. 10, n. 1, p. 92, 1979.
- HALL, B. H.; LOTTI, F.; MAIRESSE, J. Employment, innovation, and productivity: evidence from Italian microdata. **Industrial and Corporate Change**, v. 17, n. 4, p. 813–839, 3 jul. 2008.
- JEON, J. et al. How technological innovation affects the structure of an industry: entrepreneurship evolution in the biotechnology and pharmaceutical industry since 1980. **Technology Analysis and Strategic Management**, v. 28, n. 6, p. 733–754, 2016.
- LEUNG, D., MEH, C., & TERAJIMA, Y. **Firm size and productivity** (No. 2008-45). Bank of Canada, 2008.
- MALERBA, F.; ORSENIGO, L. The evolution of the pharmaceutical industry. **Business History**, n. June 2015, p. 37–41, 2015.
- MEDTRACK. Biomedtracker: banco de dados. Disponível em: <https://pharmaintelligence.informa.com/products-and-services/data-and-analysis/biomedtracker>. Acesso em dez 2019.
- MCKELVEY, M.; RICKNE, A.; LAAGE-HELLMAN, J. The economic dynamics of modern biotechnology. **The Economic Dynamics of Modern Biotechnology**, p. 1–418, 2004.
- MOHNEN, P.; HALL, B. H. Innovation and Productivity: An Update. **Eurasian Business Review**, v. 3, p. 47–65, 2013.
- OCDE. **Oslo Manual - Guidelines for Collecting and Interpreting Innovation Data**. 3rd. ed. Paris: OCDE Publishing, 2005.
- PISANO, G. P. The Evolution of Science- Based Business : Innovating How We Innovate. **Industrial and Corporate Change**, v. 19, n. 2, p. 465–482, 2010.
- RADAELLI, V. A nova conformação setorial da indústria farmacêutica mundial: redesenho nas pesquisas e ingresso de novos atores. **Revista Brasileira de Inovação**, v. 7, n. 2, p. 445–482, 2008.
- ROODMAN, D. How to do xtabond2: An introduction to difference and system GMM in Stata. **Stata Journal**, v. 9, n. 1, p. 86–136, 2009.
- SHIN, K.; KIM, E.; JEONG, E. S. Structural relationship and influence between open innovation capacities and performances. **Sustainability (Switzerland)**, v. 10, n. 8, p. 1–18, 2018.
- TAVEIRA, J. G.; GONÇALVES, E.; FREGUGLIA, R. D. S. The missing link between innovation and performance in Brazilian firms: a panel data approach. **Applied Economics**, v. 51, n. 33, p. 3632–3649, 15 jul. 2019.
- TOMA, A.; SECUNDO, G.; PASSIANTE, G. Open innovation and intellectual property strategies: Empirical evidence from a bio-pharmaceutical case study. **Business Process Management Journal**, v. 24, n. 2, p. 501–516, 2018.
- UMEMURA, M. Globalization and Change in the Japanese Pharmaceutical Industry, 1990–2010. In: UMEMURA, M.; FUJIOKA, R. **Comparative Responses to Globalization** (pp. 204–226). Palgrave Macmillan, London, 2013.
- U.S. BUREAU OF LABOR STATISTICS. **Consumer Price Index**. Disponível em: <https://www.usinflationcalculator.com/inflation/consumer-price-index-and-annual-percent-changes-from-1913-to-2008/>. Acesso em: 20 nov. 2020.
- UGUR, M. et al. R&D and productivity in OECD firms and industries: A hierarchical meta-regression analysis. **Research Policy**, v. 45, n. 10, p. 2069–2086, dez. 2016.
- VAN BIESEBROECK, J. Firm size matters: Growth and productivity growth in African manufacturing. **Economic Development and Cultural Change**, 53(3), 545–583, 2005.

## Anexo

Tabela A – Resultados Estimação Painel Dinâmico GMM *difference* por Continente e Porte  
Variável Dependente: Produtividade do Trabalho

	Amostra Total	América do Norte	Europa	Ásia	0-49	50-249	250-999	1000-
Produt <sub>t-1</sub>	0,622*** (0,084)	0,650*** (0,087)	0,157 (0,124)	0,171 (0,106)	0,532*** (0,109)	0,559*** (0,100)	0,346** (0,150)	0,026 (0,048)
P&D_Trab	0,955*** (0,019)	0,303 (0,258)	0,148 (0,181)	0,955*** (0,026)	0,460*** (0,108)	0,814*** (0,077)	0,939*** (0,026)	0,991*** (0,009)
Trab	0,511** (0,248)	0,486 (0,428)	-0,072 (0,239)	-0,756 (0,449)	0,036 (0,312)	0,148 (0,568)	0,064 (0,203)	0,001 (0,156)
AR (2)	0,871	0,533	0,917	0,350	0,948	0,894	0,890	0,473
Hansen	0,852	0,065	0,958	0,727	0,843	0,757	0,810	0,999
Nº inst.	158	31	100	59	87	102	100	132
Nº obs.	3.290	1.881	646	694	547	882	644	1.217
Nº grupos	777	449	147	162	201	293	188	264

Nota: Os símbolos \*, \*\* e \*\*\* indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padrão robustos em parênteses. São reportados os p-valores das estatísticas de teste AR (2), Teste de Hansen e Teste de diferença de Hansen para os instrumentos GMM. Variáveis dependente e explicativas se encontram em logaritmos (ln). *Dummies* temporais e constante foram estimadas nos modelos e não estão reportadas. Os modelos estimados foram realizados a partir do comando “xtabond2” do *software* Stata 14, desenvolvido por Roodman (2009), e controlam para o excesso de instrumentos (comando “collapse”), possuem ajustes para amostras pequenas (comando “small”) e desvios ortogonais (comando “orthogonal”). Estimação GMM *difference* em um estágio.

Fonte: elaboração própria.

Tabela B – Resultados Estimação Painel Dinâmico GMM *difference* por Atividade Econômica  
Variável Dependente: Produtividade do Trabalho

	Painel Desbalanceado				Painel Balanceado			
	Amostra Total	Farma	Biotech	Disp. Médicos	Amostra Total	Farma	Biotech	Disp. Médicos
Produt <sub>t-1</sub>	0,622*** (0,084)	0,577*** (0,101)	0,640*** (0,101)	0,622*** (0,211)	0,699*** (0,130)	0,581*** (0,159)	0,836*** (0,146)	0,461* (0,244)
P&D_Trab	0,955*** (0,019)	0,934*** (0,026)	0,906*** (0,035)	0,628*** (0,181)	0,989*** (0,020)	0,967*** (0,028)	0,974*** (0,037)	0,663*** (0,232)
Trab	0,511** (0,248)	0,354 (0,222)	0,404 (0,330)	1,150 (1,219)	0,774*** (0,231)	0,689*** (0,226)	0,660** (0,283)	3,211*** (1,077)
AR (2)	0,871	0,730	0,873	0,440	0,547	0,366	0,748	0,122
Hansen	0,852	0,918	0,698	0,008	0,975	1,000	0,991	0,328
Nº inst.	158	158	133	19	133	133	103	19
Nº obs.	3.290	1.954	1.668	1.432	2.076	1.170	966	966
Nº grupos	777	474	419	318	346	195	161	161

Nota: Os símbolos \*, \*\* e \*\*\* indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padrão robustos em parênteses. São reportados os p-valores das estatísticas de teste AR (2), Teste de Hansen e Teste de diferença de Hansen para os instrumentos GMM. Variáveis dependente e explicativas se encontram em logaritmos (ln). *Dummies* temporais e constante foram estimadas nos modelos e não estão reportadas. Os modelos estimados foram realizados a partir do comando “xtabond2” do *software* Stata 14, desenvolvido por Roodman (2009), e controlam para o excesso de instrumentos (comando “collapse”), possuem ajustes para amostras pequenas (comando “small”) e desvios ortogonais (comando “orthogonal”). Estimação GMM *difference* em um estágio.

Fonte: elaboração própria.