

**ENEI**

Encontro Nacional de Economia Industrial e Inovação

FACE-UFMG**Inovação, Sustentabilidade e Pandemia**

10 a 14 de maio de 2021

P&D e Produtividade na Indústria de Saúde Humana no Mundo

Felipe Queiroz Silva (FACE/UFMG);

Bernardo Pereira Cabral (PPGE/UFBA)

resumo:

O objetivo deste artigo é analisar a relação recente entre P&D e produtividade da indústria de saúde humana no mundo. Para isso, utilizou-se uma ampla base de dados com 1.269 empresas de capital aberto de vários países entre 2011 e 2018. Utilizou-se técnicas econométrica de regressões quantílicas e painel dinâmico estimados pelo Método dos Momentos Generalizados (GMM). Em todos os testes estatísticos analisados, os resultados mostraram que a relação entre P&D e produtividade é positiva e estatisticamente significativa. Os resultados mostraram também que a relação entre P&D e produtividade na indústria de saúde humana é ainda maior nas grandes empresas sediadas na Ásia relativamente às pequenas empresas sediadas em outras regiões. 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; Saúde Humana

Código JEL:

L65; O31; O32

Área Temática:

1.1 Dinâmicas industriais setoriais e dos sistemas de produção

1. Introdução

A indústria de saúde humana é, há décadas, objeto de muitos estudos em economia da inovação e tecnologia. Diferentes fatores explicam o interesse nessa indústria: 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, a indústria de saúde humana (principalmente a farmacêutica) apresenta características muito particulares que reforçam ainda mais o interesse dos acadêmicos. Medicamentos 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 na área de saúde humana 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 dessa indústria.

Além dessa introdução, o artigo está dividido em mais quatro seções. A segunda seção apresenta algumas definições da dinâmica inovativa da indústria de saúde humana, 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 e algumas estatísticas descritivas. A quarta seção apresenta e discute os resultados da relação entre P&D e produtividade para indústria global de saúde humana. Por fim, a quinta seção pontua as considerações finais.

2. A Dinâmica Inovativa da Indústria de Saúde Humana

A característica principal da indústria de saúde humana é seu caráter science-based (baseado em ciência). Esse conceito foi popularizado por Pavitt (1984), em trabalho sobre taxonomia de firmas inovadoras. A contribuição de Pavitt (1984) sobre as características dessas firmas foi ponto de partida para uma série de outros estudos, inicialmente fundamentados em sua taxonomia e, a posteriori, voltados especificamente para esse tipo de firma.

As categorias iniciais de Pavitt eram: (1) empresas dominadas pelos fornecedores (inovam adquirindo máquinas e equipamentos), (2) empresas especializadas de bens de capital e equipamentos, que vivem em grande proximidade com seus clientes, (3) firmas baseadas em ciência (science-based) e (4) firmas intensivas em escala que atuavam em indústrias de produção em massa (PAVITT, 1984). Essa taxonomia foi revista em Pavitt (1990), com a inclusão de uma quinta categoria: a de firmas intensivas em informação. Essa tem como grande fonte de acumulação tecnológica o processamento de dados, como no setor bancário, comércio e turismo.

Segundo Pavitt (1984), a categoria de firmas inovadoras do tipo baseadas em ciência foi prevista e, de certa forma, descrita por Adam Smith. Com o levantamento de informações realizado em uma extensa pesquisa sobre inovações no Reino Unido, Pavitt (1984) afirma que as principais fontes de tecnologia para estas firmas são as atividades de pesquisa e desenvolvimento (P&D) realizados dentro das firmas do setor e baseado no desenvolvimento científico de universidades e institutos de pesquisa. Apoiado nas contribuições de Freeman e Soete (2008 [1982]), Pavitt (1984) afirma que o desenvolvimento de sucessivas ondas de produção depende a priori de um desenvolvimento em ciência básica.

Além das características descritas por Pavitt (1984), Coriat e Weinstein (2001), Coriat et al (2003) e Marsili (2001) apontam outras características particulares das firmas science-based. Usando os elementos constituintes sugeridos por esses autores, pode-se (re)definir as firmas science-based como aquelas atuando onde:

(1) Innovation is significantly based on research and since much of this takes place outside firms, the access to external knowledge produced by universities and public research

institutions is a critical factor in innovation; innovation thus means the commercial use of a type of knowledge that is often at the leading edge of state-of-the-art developments, this knowledge coming largely from noncorporate organizations. (2) technological opportunities are particularly rich and persistent: scientific advances create a large spectrum of potential new products (Marsili 2001). And (3) product (and process) design is thus based on the commercial exploitation of a cluster of scientific results belonging to related but often distinct disciplines (CORIAT ET AL, p. 233, 2003).

As definições de firmas baseadas em ciência descritas por Coriat e Weinstein (2001), Coriat et al (2003) e Marsili (2001), apresentam elementos já encontrados em Pavitt (1984; 1990), mas enfatizam um aspecto fundamental: a possibilidade de diversidade entre essas firmas principalmente pelos distintos padrões institucionais nos locus da inovação. Embora as firmas science-based tenham, de maneira geral, características comuns (P&D apoiado no desenvolvimento da ciência, por exemplo), sabe-se que não se trata de um grupo homogêneo (CORIAT ET AL, 2003; NIOSI, 2000). Algumas indústrias são maduras, como aeronáutica e equipamentos elétricos pesados, e outras são muito novas, como tecnologia da informação (TI) e biotecnologia. Historicamente algumas se estabeleceram como indústrias concentradas e se mantiveram dessa forma com o tempo e outras começaram como indústrias empreendedoras e passaram por um processo de concentração (NIOSI, 2000).

Por outro lado, Pisano (2006; 2010) faz uma contribuição teórica importante com o objetivo de entender a firma baseada em ciência como um novo tipo de empresa na economia contemporânea. Para Pisano (2010), de maneira semelhante a Coriat et al (2003) e Niosi (2000), a nova forma organizacional da empresa baseada em ciência do século XXI tem na indústria de biotecnologia o seu grande exemplo.

Analisando a dinâmica do que chama de “business of science”, Pisano (2010) se aproxima muito de Coriat et al (2003) ao atribuir as mudanças nas firmas baseadas em ciência às mudanças históricas ocorridas no sistema de inovação americano no fim do século XX e começo do século XXI. Inicialmente, atribui papel importante ao desmonte dos grandes laboratórios de pesquisa corporativos, resultado de mercados cada vez mais competitivos e mudanças significativas na governança corporativa (enfatizando a maximização de lucros a curto prazo, e. g. Lazonick, 2011). Uma outra mudança importante, também apontada por Coriat et al (2003), foi a da postura das universidades na busca de retornos financeiros para a sua propriedade intelectual. As universidades se tornaram mais ativas no “business of science” através de patenteamento, licenciamento e até como investidoras em empresas spinoffs (PISANO, 2010).

As entidades a que Pisano (2006; 2010) se refere se parecem muito pouco com os grandes laboratórios presentes dentro das grandes firmas do século XX, onde as receitas com venda eram obtidas com outros produtos para sustentar as pesquisas. Essas novas firmas, por vezes são empresas sem produto, atuando apenas como organização de pesquisa. Também não são como as pequenas empresas empreendedoras americanas em setores de TI e eletrônica – essas se engajam em processo de desenvolvimento e aplicação de ciência já existente, o que permite que lancem produtos com relativa rapidez. No caso das novas empresas baseadas em ciência, trata-se de um confronto intenso com o risco e incerteza, características típicas da ciência básica (PISANO, 2010).

Especificamente no caso da indústria de saúde humana, as crescentes taxas de inovação resultam do aumento da 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. Os departamentos de P&D in house cada vez maiores também foram acompanhados de uma crescente internacionalização das empresas líderes nos EUA e Europa. Mais recentemente, nota-se ainda uma mudança no cenário competitivo com o aparecimento de pequenas empresas com capacidades tecnológicas em biotecnologia e não apenas em química tradicional, como era o caso das empresas incumbentes. Essa mudança na base de conhecimento, típica de uma indústria altamente baseada em ciência, renova o pipeline de produtos da indústria como um todo e abre espaço para fusões e aquisições entre empresas tradicionais e entrantes. Além disso, permite a inserção de países que consideram esta indústria como estratégica para seus projetos de desenvolvimento nacional, notadamente em economias em desenvolvimento e, de maneira mais substancial, em países da Ásia (MALERBA; ORSENIGO, 2015).

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). Com será mostrado na próxima subseção, 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 (gastos em P&D) 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, δ e β 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 μ_{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 (η_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 δ 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 (η_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 η_i é superada. Já a superação da correlação entre $y_{i,t-1}$ e μ_{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 μ_{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 nível¹. 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 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, Modelos Estimados e Estatísticas Descritivas

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 da área de saúde humana em vários países. Optamos por agrupar essas empresas como atuando na área de saúde humana e não apenas biotecnologia ou farmacêutica, como é normalmente o caso, porque a base de dados também inclui empresas que atuam em segmentos de equipamentos, serviços, saúde dental, software etc. e não só nesses

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

segmentos tradicionalmente tratadas em estudos de economia industrial. Embora voltadas para diferentes fins, essas empresas compartilham o foco da sua produção em saúde humana e capacidades tecnológicas baseadas em ciência. A amostra analisada contempla empresas de capital aberto e estão sediadas em 34 países, nos continentes da América do Norte, Europa, Ásia, Oceania e África. 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 é composta por um painel desbalanceado com informações de 1.269 empresas entre 2011 e 2018 (oito períodos), totalizando 6.417 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:

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

Onde:

$i = 1, 2, \dots, 1.269$ empresas;

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

α : constante;

β_i : coeficientes;

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

$\text{Produt}_{i,t-1}$: produtividade do trabalho da empresa i no tempo $t - 1$;

P\&D_Trab_{it} : gasto em P&D por trabalhador da empresa i no tempo t ;

Trab_{it} : 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;

μ_{it} : termo de erro.

Para as regressões quantílicas, que não são modelos dinâmicos, a variável de produtividade defasada ($\text{Produt}_{i,t-1}$) é suprimida. Nos modelos de painel dinâmicos todas as variáveis são tratadas como endógenas, nos quais suas defasagens são utilizadas como instrumentos. Para um maior detalhamento da base, a Tabela 1 apresenta os valores médios das variáveis por cinco níveis de percentis. Já as Tabelas 2 e 3 apresentam algumas estatísticas descritivas (médias e desvios-padrões) das variáveis da amostra por continente e porte de empresa, respectivamente.

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

	10%	25%	50%	75%	90%	Min.	Máx.
Receita de Vendas ¹	1,43	14,14	183,96	1.545,23	10.681,10	0	18.900.000
Gasto em P&D ¹	1,54	4,94	23,64	107,59	653,57	0	216.403
Número de Empregados	28	80	488	3.650	15.000	1	379.000
Produtividade do Trabalho ¹	0,04	0,14	0,27	0,52	1,38	0	2.543
Gasto em P&D por Trabalhador ¹	0,01	0,01	0,04	0,15	0,53	0	134

Nota: ¹ em bilhões de US\$ a preços de 2011.

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

De maneira geral, os dados indicam uma alta dispersão das variáveis. Isso pode ser visto pela Tabela 1, que apresenta os valores médios das variáveis por percentis, bem como os valores de máximo e mínimo. Os dados da amostra mostram, por exemplo, que enquanto empresas do percentil 10 em termos de receita de vendas apresentaram um valor médio desta de apenas US\$ 1,43 bilhões, as empresas do percentil 90 apresentaram um valor médio de US\$ 10.681,1 bilhões. Quanto ao continente sede da empresa (Tabela 2), percebe-se 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\$ 3,8 bilhões, para as empresas da América do Norte foi de apenas US\$ 0,2 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.

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

	América do Norte	Ásia	Europa	Oceania	África	Total
Receita de Vendas ¹	2,388 (10,141)	153,693 (1,205,419)	8,100 (32,358)	0,783 (2,195)	0,581 (0,053)	42,563 (616,670)
Gasto em P&D ¹	0,215 (0,91)	3,804 (18,54)	0,626 (3,05)	0,032 (0,08)	0,010 (0,00)	1,217 (9,66)
Número de Empregados	5.046 (16.233)	5.373 (9.648)	16.219 (48.794)	2.257 (6.432)	2.831 (1.075)	7.173 (25.155)
Produtividade do Trabalho ²	0,379 (3,004)	23,136 (146,934)	0,814 (2,685)	0,255 (0,266)	0,225 (0,080)	6,345 (75,412)
Gasto em P&D por Trabalhador ²	0,136 (0,404)	1,800 (8,165)	0,258 (0,668)	0,128 (0,188)	0,004 (0,001)	0,589 (4,234)
Número de Observações	3.387	1.660	1.212	155	3	6.417

Nota: ¹ em bilhões de US\$ a preços de 2011.

² em mil US\$ a preços de 2011.

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

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 ¹	0,019 (0,107)	0,175 (1,722)	3,965 (49,184)	104,781 (972,937)	42,563 (616,670)
Gasto em P&D ¹	0,031 (0,196)	0,063 (0,303)	0,232 (2,257)	2,891 (15,073)	1,217 (9,664)
Número de Empregados	25 (13)	118 (54)	533 (202)	17,659 (37,480)	7,173 (25,155)
Produtividade do Trabalho ²	1,104 (12,888)	1,388 (9,877)	8,287 (108,529)	10,680 (92,267)	6,345 (75,412)
Gasto em P&D por Trabalhador ²	1,154 (5,958)	0,738 (4,270)	0,509 (5,845)	0,291 (1,452)	0,589 (4,234)
Número de Observações	1.123	1.524	1.212	2.558	6.417

Nota: ¹ em bilhões de US\$ a preços de 2011.

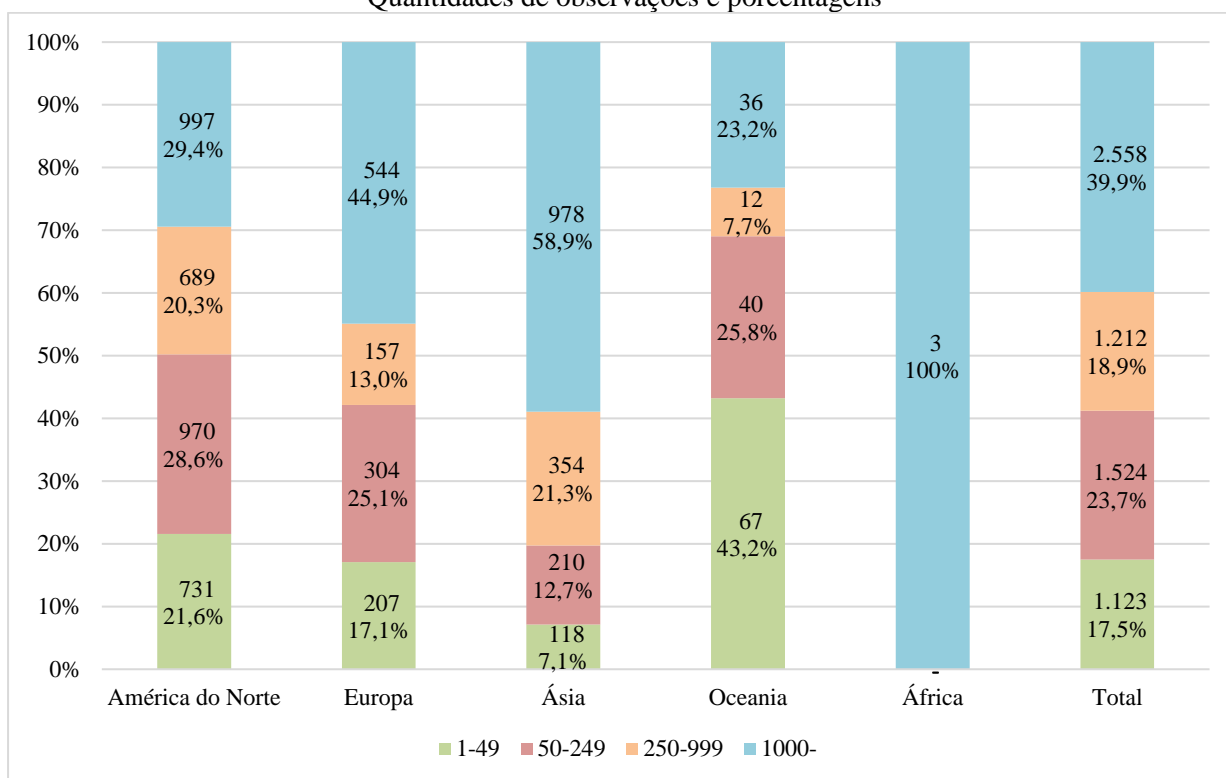
² em mil US\$ a preços de 2011.

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

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 16.219 trabalhadores. Já a Tabela 3 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\$ 2,89 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\$ 1,15 mil em P&D por trabalhador, enquanto as maiores empresas gastam apenas US\$ 0,29 mil por trabalhador. Por ser um setor baseado em ciência, os dados mostram o forte papel de investimento em inovação também feito pelas pequenas empresas.

O Gráfico 1 apresenta um cruzamento de dados da amostra por região e porte de empresas. Com exceção das apenas três obsessões de empresas sediadas na África, observa-se que a região que concentra as maiores empresas (em termos de quantidade de funcionários) é a Ásia, no qual 58,9% das empresas possuem mais de mil funcionários, enquanto a Oceania concentra a maior quantidade relativa de empresas pequenas com menos de 50 funcionários (43,2%). 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, apesar de as grandes empresas representarem a maior parte (39,9%).

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



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

Por fim, a Tabela 4 apresenta a correlação entre as variáveis das empresas da amostra. Percebe-se a correlação moderada (0,48) 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 4 – 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	0,661	1,000			
Número de Empregados	0,031	0,090	1,000		
Produtividade do Trabalho	0,736	0,497	-0,002	1,000	
Gasto em P&D por Trabalhador	0,132	0,223	-0,028	0,483	1,000

Fonte: Elaboração própria.

4. 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 5 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 0,27%. 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 0,09% 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 5 – Resultado das Regressões Quantílicas
(Var. Dependente: (ln) Produtividade do Trabalho)

	MQO	p10	p25	p50	p75	p90
ln (P&D_Trab)	0.277*** (0.013)	0.094*** (0.019)	0.122*** (0.010)	0.191*** (0.007)	0.369*** (0.008)	0.386*** (0.013)
ln (Trab)	0.303*** (0.008)	0.421*** (0.016)	0.270*** (0.007)	0.179*** (0.005)	0.179*** (0.006)	0.154*** (0.007)
Dummies Tempo	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Dummies Países	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
R ² /Pseudo R ²	0.455	0.255	0.223	0.230	0.320	0.471

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

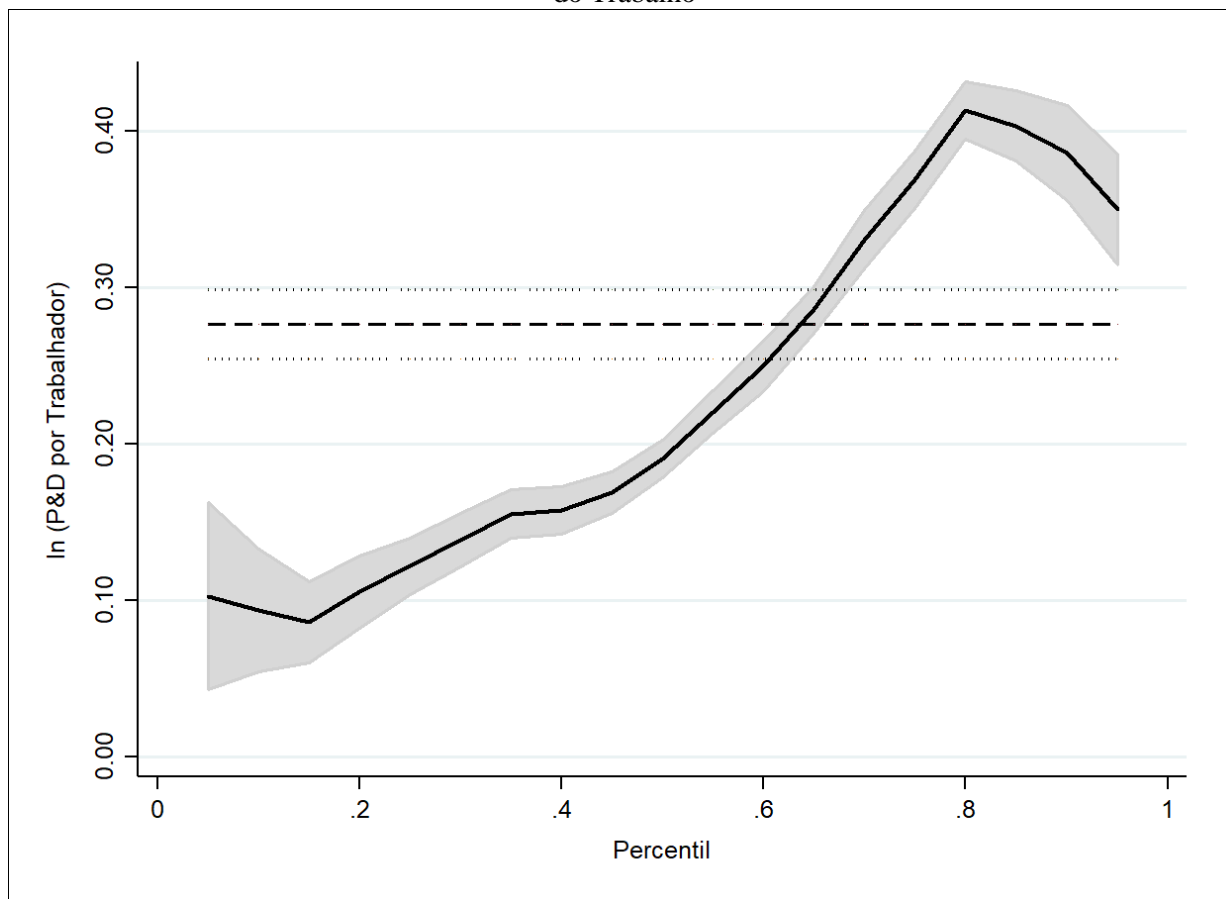
Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 5 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 0,30%. 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 0,15%. 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 5 são representadas graficamente por meio do Gráfico 2. 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. O gráfico mostra os efeitos marginais crescentes entre P&D e produtividade já observados na Tabela 5, com a diferença que nos últimos percentis há uma tendência de 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.

Gráfico 2 – 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 6 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 e África 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 6, 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 6 – Resultados Estimação Painei Dinâmico GMM *system*
Variável Dependente: Produtividade do Trabalho

	Amostra Total	América do Norte	Europa	Ásia	0-49	50-249	250-999	1000-
Produt _{t-1}	0,663*** (0,081)	0,741*** (0,075)	0,567*** (0,131)	0,137 (0,101)	0,642*** (0,110)	0,687*** (0,105)	0,681*** (0,173)	0,034 (0,075)
P&D_Trab	0,933*** (0,031)	0,156** (0,070)	0,418** (0,183)	0,940*** (0,039)	0,377*** (0,104)	0,842*** (0,094)	0,871*** (0,052)	0,987*** (0,030)
Trab	0,562*** (0,081)	0,032 (0,097)	0,092 (0,159)	0,782*** (0,158)	0,233 (0,212)	0,397 (0,381)	0,654** (0,279)	0,045 (0,107)
AR (2)	0,966	0,783	0,568	0,898	0,942	0,835	0,140	0,928
Hansen	0,728	0,043	0,716	0,860	0,601	0,803	0,403	0,997
Dif Hansen	0,466	0,047	0,545	0,639	0,056	0,401	0,077	0,080
Nº inst.	183	41	115	72	97	112	111	173
Nº obs.	5.018	2.690	974	1.233	770	1.197	974	2.077
Nº grupos	1.088	552	190	316	253	357	270	447

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 6 mostra que, para todos os conjuntos de amostras, a relação entre P&D por trabalhador e produtividade do trabalho é positiva e estatisticamente significativa. Na amostra total, um aumento em 1% no gasto em P&D por trabalhador aumenta a produtividade em 0,93%, magnitude bem superior ao observado nas regressões quantílicas (Tabela 5). 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 apenas 0,15% nas empresas da América do Norte e em 0,94% nas empresas da Ásia. Isso evidencia que, pelo menos nas empresas da área de saúde humana 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 de saúde humana como um dos vetores de desenvolvimento industrial. Estes países têm investido muito em drogas genéricas (e, mais recentemente, em biossimilares²) e, somados, representam mais da metade da exportação mundial de insumos farmacêuticos ativados (IFA)³ (DOROCKI, 2014).

Por fim, a Tabela 6 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

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

³ 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).

produtividade em 0,56%. No entanto, nos subgrupos de amostras, 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 no Gráfico 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.

5. Considerações Finais

O objetivo do artigo foi analisar a relação entre P&D e produtividade das empresas da indústria de saúde humana. Para isso, utilizou-se uma ampla base de dados com 1.269 empresas de vários países entre 2011 e 2018. Foram estimados dois tipos de modelos econométricos: regressões quantílicas e painel dinâmico GMM. 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 0,93%. Os resultados mostraram também que a relação entre P&D e produtividade na indústria de saúde humana é ainda maior nas grandes empresas sediadas na Ásia relativamente às pequenas empresas sediadas em outras regiões. 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; GRILICHES, 2007; MOHNEN; HALL, 2013). Ademais, o artigo contribui ao analisar com mais detalhes a dinâmica inovativa de uma indústria específica, 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 uma indústria específica, há bem mais empresas localizadas na América do Norte do que em outras regiões, o que pode conferir uma heterogeneidade relativamente maior de tipos de empresas nesse local. 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. Por exemplo, um nível setorial mais detalhado dentro da ampla indústria de saúde humana analisada poderia trazer informações e conclusões mais relevantes entre a relação P&D e produtividade.

R&D and Productivity in the Human Health Industry Worldwide

Abstract: The aim of this article is to analyze the recent relationship between R&D and productivity in the human health industry worldwide. For this, we used a wide database with 1,269 publicly traded companies from many countries between 2011 and 2018. We used econometric techniques of quantile regressions and dynamic panel estimated by the Generalized Method of Moments (GMM). In all the statistical tests analyzed, the results show that the relationship between R&D and productivity is positive and statistically significant. The results also showed that the relationship between R&D and productivity in the human health industry is even greater in large companies based in Asia compared to small companies based in other regions. It was possible to verify that R&D spending has an increasing marginal

effect in relation to productivity, that is, the more productive the company is, the greater is the impact of R&D spending.

Keywords: R&D; Productivity; Human Healthcare

Referências bibliográficas

- 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.
- BATALGI, B. H. **Econometric analysis of panel data**. 4. ed. England: John Wiley & Sons Ltd, 2008.
- 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.
- CRÉPON B.; DUGUET E.; MAIRESSE 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.
- CORIAT, B. et al. Does biotech reflect a new science-based innovation regime? **Industry and Innovation**, v. 10, n. 3, p. 231-253, 2003.
- CORIAT, B; WEINSTEIN, O. The organization of R&D and the dynamics of innovation. **A sectoral view. European Sectoral Systems of Innovation (ESSY) Working Paper**, 2001.
- DIAZ, M. A.; SÁNCHEZ, R. Firm size and productivity in Spain: a stochastic frontier analysis. **Small Business Economics**, 30(3), 315-323, 2008.
- 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.
- GRIFFITH, R.; HUERGO, E.; MAIRESSE, J.; PETERS, B. Innovation and productivity across four European countries. **Oxford Review of Economic Policy**, v. 22, n. 4, p. 483-498, 2006.
- GRILICHES, Z. **R&D and productivity: The econometric evidence**. University of Chicago Press, 2007.
- LAZONICK, W. From innovation to financialization: how shareholder value ideology is destroying the US Economy. **The Handbook of the political economy of Financial crises**, p. 491-511, 2011.
- 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**, v. 57, n. 5 p. 664-687, 2015.
- MARSILI, O. **The Anatomy and Evolution of Industries: Technological Change and Industrial Dynamics**. Edward Elgar, Cheltenham, UK/Northampton, USA, 2001.
- MEDTRACK. Biomedtracker: banco de dados. Disponível em: <https://pharmaintelligence.informa.com/products-and-services/data-and-analysis/biomedtracker>. Acesso em dez 2019.
- MOHNEN, P.; HALL, B. H. Innovation and productivity: an update. **Eurasian Business Review**, v. 3, n. 1, p. 47-65, 2013.
- NIOSI, J. Science-based industries: a new Schumpeterian taxonomy. **Technology in Society**, v. 22, n. 4, p. 429-444, 2000.
- PAVITT, K. Sectoral patterns of technical change: towards a taxonomy and a theory. **Research policy**, v. 13, n. 6, p. 343-373, 1984.

PAVITT, K. What We Know About the Strategic Management of Technology. **California Management Review**, 32 (Spring), 17-26, 1990.

PISANO, G. P. **Science Business: The Promise, The Reality, and The Future of Biotech**. Harvard Business School Press: Boston, MA, 2006.

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.

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.

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.

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 Estimaco Paine Dinmico GMM *difference*
Varivel Dependente: Produtividade do Trabalho

	Amostra Total	Amrica do Norte	Europa	sia	0-49	50-249	250-999	1000-
Produt _{t-1}	0,641*** (0,083)	0,657*** (0,098)	0,201** (0,102)	0,127* (0,066)	0,492*** (0,101)	0,571*** (0,098)	0,341** (0,134)	0,063 (0,045)
P&D_Trab	0,968*** (0,014)	0,377* (0,226)	0,218 (0,157)	0,971*** (0,025)	0,432 (0,113)	0,792*** (0,079)	0,966*** (0,019)	0,998*** (0,007)
Trab	0,423** (0,164)	1,187*** (0,286)	-0,092 (0,220)	-0,629* (0,360)	0,236 (0,442)	0,572 (0,533)	0,237 (0,200)	-0,021 (0,082)
AR (2)	0,919	0,503	0,986	0,495	0,994	0,708	0,390	0,704
Hansen	0,846	0,145	0,970	0,662	0,430	0,721	0,918	1,000
Dif Hansen	0,196	0,310	0,897	0,366	0,005	0,714	0,693	0,114
N inst.	179	38	112	69	94	109	108	170
N obs.	3.930	2.138	784	917	589	932	774	1.635
N grupos	911	506	174	207	212	310	223	349

Nota: Os smbolos *, ** e *** indicam p-valores menores do que 10%, 5% e 1%, respectivamente. Erros-padro robustos em parnteses. So reportados os p-valores das estatsticas de teste AR (2), Teste de Hansen e Teste de diferena de Hansen para os instrumentos GMM. Variveis dependente e explicativas se encontram em logaritmos (ln). *Dummies* temporais e constante foram estimadas nos modelos e no esto 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”). Estimaco GMM *difference* em um estgio.

Fonte: elaboraco prpria.