

AGLOMERAÇÃO OCUPACIONAL, *LABOR POOLING* E HABILIDADES PRODUTIVAS: EVIDÊNCIAS PARA O BRASIL

Everlândia Silva (UFPE UAST), Diana Silva (UFBA), Roberta Rocha (UFPE CAA)

Resumo

Esse artigo fornece evidências sobre os padrões de aglomeração ocupacional no Brasil e os seus fatores locacionais. A literatura mostra que a aglomeração ocupacional pode resultar das externalidades positivas no mercado de trabalho associadas ao compartilhamento de habilidades similares. Neste estudo, as externalidades associadas aos mecanismos de *sharing* serão mensuradas a partir de um indicador de *labor pooling*, ao considerar as habilidades dos trabalhadores. Para a análise proposta, utiliza-se os microdados individuais da RAIS para o período de 2009 a 2018. A estratégia empírica utiliza o estimador de efeitos fixos em um modelo de dados em painel para identificar o efeito do *labor pooling* sobre a aglomeração ocupacional no Brasil. Os resultados sugerem que o *labor pooling* apresenta efeito positivo sobre a aglomeração ocupacional, ao controlar a sua interação com as habilidades, mas a sua magnitude é inferior aos efeitos das habilidades isoladas. Além disso, as evidências mostram um comportamento heterogêneo para o efeito do *labor pooling*, classificado pelas habilidades dos trabalhadores.

Palavras-chave: economias de aglomeração; especialização ocupacional; *labor pooling*; habilidades.

Abstract

This article provides evidence on patterns of occupational agglomeration in Brazil and its locational factors. The literature shows that occupational agglomeration can result from positive externalities in the labor market associated with the sharing of similar skills. In this study, the externalities associated with sharing mechanisms will be measured from a labor pooling indicator, when considering workers' skills. For the proposed analysis, individual microdata from RAIS are used for the period from 2009 to 2018. The empirical strategy uses the fixed effects estimator in a panel data model to identify the effect of labor pooling on occupational agglomeration in Brazil. The results suggest that labor pooling has a positive effect on occupational clustering, when controlling its interaction with skills, but its magnitude is lower than the effects of isolated skills. In addition, evidence shows heterogeneous behavior for the labor pooling effect, classified by workers' skills.

Keywords: agglomeration economies; occupational specialization; labor pooling; skills.

JEL classification: J21, J24, R12

Área 3 - Localização e concentração das atividades econômicas

1. Introdução

É vasta a literatura sobre aglomeração e indústria (ELLISON; GLAESER, 1997; DURANTON; OVERMAN, 2005; ROSENTHAL; STRANGE, 2001; ELLISON; GLAESER; KERR, 2010; OVERMAN; PUGA, 2010), mas no que se refere à aglomeração ocupacional encontram-se apenas os trabalhos de Gabe e Abel (2009) e Goldman, Klier e Walstrum (2019). No Brasil, esta limitação é ainda maior (ANDRADE; GONÇALVES; FREGUGLIA, 2014; EHRL; MONASTERIO, 2020).

Gabe e Abel (2009) consideram que os benefícios da aglomeração são mais intensos para a ocupação do que para a indústria, uma vez que a aglomeração permite que os indivíduos compartilhem ideias e conhecimentos especializados. Neste sentido, a proximidade entre trabalhadores que desenvolvem a mesma função traz mais benefícios do que a proximidade de trabalhadores na mesma indústria.

Esta pesquisa tem como objetivo analisar os padrões de aglomeração ocupacional e seus fatores locacionais no Brasil. A análise permite contribuir com o entendimento sobre as vantagens econômicas que a aglomeração ocupacional pode propiciar à atividade econômica. A aglomeração foi determinada a partir da ocupação que o trabalhador desempenha, independente da indústria em que está inserido. Dada a dificuldade em mensurar e decompor os microfundamentos de *matching*, *sharing* e *learnig* (COMBES; GOBILLON, 2015), conhecida como “equivalência marshalliana”, este estudo avaliou o efeito de *sharing* sobre a aglomeração ocupacional a partir de variáveis *proxy* exógenas que são capazes de representar o agrupamento ocupacional de trabalhadores (*labor pooling*¹). A complexidade da dinâmica do emprego ocupacional deve-se ao problema da causalidade reversa: ao mesmo tempo em que a localização das firmas pode determinar a escolha de localização dos trabalhadores, impactando diretamente na concentração ocupacional, as firmas podem buscar se localizar em grandes centros onde o mercado de trabalho apresenta uma oferta de habilidades mais intensa.

A variável *labor pooling* definida por Overman e Puga (2010), com base no modelo teórico de Krugman (1991), permite isolar os efeitos de produtividade do agrupamento de trabalhadores e contornar o problema da causalidade reversa, uma vez que considera os choques heterogêneos e idiossincráticos do mercado de trabalho. Além disso, são considerados os efeitos de *sharing* (*labor pooling*) através do perfil de habilidades dos trabalhadores, avaliando não só a natureza quantitativa do agrupamento de trabalhadores, mas também a sua natureza qualitativa. Dessa forma, o estudo propõe, também, analisar a contribuição do *labor pooling* e das habilidades dos trabalhadores para a aglomeração ocupacional. Para avaliar os fatores locacionais da aglomeração ocupacional no estudo, foi utilizado um painel de dados ao nível ocupacional, com base nos microdados do Relatório Anual de Informações Sociais (RAIS), o que permite captar a heterogeneidade não observada das ocupações.

Rosenthal e Strange (2008) e Ellison e Glaeser (1999), consideram que a concentração de trabalhadores especializados pode ser mensurada a partir da porcentagem de mão de obra com ensino superior. Todavia, sabe-se que habilidade é diferente de escolaridade (HECKMAN; STIXRUDB; URZUAU, 2006; MACIENTE, 2013). Dessa forma, essa estratégia não permitiria captar o *labor pooling* de forma específica, baseada nas requisições de habilidades de cada ocupação.

Este estudo adota uma medida mais robusta de *labor pooling* que permite mensurar variações exógenas de choques idiossincráticos no mercado de trabalho e captar a diferença entre escolaridade e habilidades. As habilidades foram definidas a partir da classificação criada por Maciente (2013), que estabelece categorias de habilidades por ocupação, definindo um conjunto de conhecimentos especializados dos trabalhadores. Maciente (2013) usou as medidas de habilidade para explicar a aglomeração entre os setores (índice de Ellison-Glaeser), mas espera-se que o impacto das habilidades na aglomeração ocupacional seja mais forte, conforme indicado por Gabe e Abel (2009), uma vez que as externalidades de conhecimento são provavelmente mais fortes entre ocupações do que entre setores.

Avaliar o perfil de habilidades na estrutura ocupacional no Brasil pode ser favorável para a compreensão desses impactos. A partir dos dados da RAIS, verifica-se a ocupação “Vendedor de comércio varejista” tem a maior participação no mercado de trabalho brasileiro,

¹ O *labor pooling* é mensurado considerando a metodologia proposta por Overman e Puga (2010), onde se obtém a média, por ocupação, da diferença entre a variação percentual do emprego ocupacional no estabelecimento e a variação percentual do emprego na ocupação.

com grande requisição de habilidades de vendas. Destaca-se ainda, “Auxiliar de escritório, em geral”, “Assistente administrativo”, “Faxineiro”, “Alimentador de linha de produção”, “Operador de caixa”, “Servente de obras”, “Motorista de caminhão”, “Vigilante” e “Porteiro de edifícios”. Desse modo, percebe-se que a estrutura ocupacional brasileira é pouco complexa em habilidades cognitivas, destacando-se habilidades menos complexas como: Vendas, Independência, Precisão e automação, Força física, Manutenção e operação, Transporte e Gestão de conflitos.

Acemoglu e Autor (2011) evidenciam que, a partir de 1998, as habilidades ocupacionais que mais se destacam e crescem na economia dos EUA são cognitivas, gerenciais e técnicas. Além disso, Hanushek e Woessmann (2008), ao realizar comparações internacionais, estabelecem que os déficits em habilidades cognitivas no mercado de trabalho são muito maiores nos países em desenvolvimento. Ainda nessa perspectiva, verifica-se que países mais desenvolvidos, como por exemplo os EUA, possuem um maior dinamismo no mercado de trabalho e a aglomeração é um importante fator de aumento de produtividade. Assim, a aglomeração leva a uma maior produtividade, que por sua vez intensifica a aglomeração, levando a um ciclo vicioso. Macedo (2012) indica que a taxa de crescimento da produtividade no Brasil, no período compreendido entre 1995 e 2011, é muito lenta, quando comparada a países como China, Coreia do Sul e EUA. Além disso, a produtividade do trabalho no Brasil é muito baixa e, em 2011, representava 1/5 da produtividade dos EUA. Esses fatos justificam o interesse no estudo de aglomeração ocupacional atrelado ao *labor pooling* e as habilidades, em países em desenvolvimento, como o Brasil. Além disso, há escassez de evidências sobre a temática.

No Brasil, apenas a pesquisa de Andrade, Gonçalves e Freguglia (2014) avalia a determinação da aglomeração ocupacional, todavia, os autores utilizam o índice de Gini, que apresenta algumas limitações, e não utilizam nenhuma medida de *labor pooling* para explicar a determinação da aglomeração ocupacional. Além disso, os autores não fazem qualquer referência às habilidades dos trabalhadores, que permitem mensurar uma parcela dos efeitos de aglomeração associada aos microfundamentos de *sharing, matching e learning*. Essa pesquisa contribui para a literatura brasileira, pois avalia a aglomeração ocupacional pelo índice Ellison-Glaeser (1997), modificado por Gabe e Abel (2009), e utiliza uma medida de *labor pooling* que considera os choques idiossincráticos do mercado de trabalho. Como contribuição para a literatura internacional, esse ensaio utilizou uma medida de *labor pooling* que associa os choques idiossincráticos, metodologia adotada por Overman e Puga (2012), e as habilidades dos trabalhadores, metodologia utilizada por Gabe e Abel (2009), sendo possível isolar os efeitos de *sharing, matching e learning* e obter parâmetros mais robustos.

O principal resultado dessa pesquisa indica que o *labor pooling* apresenta um efeito significativo e positivo sobre a aglomeração ocupacional no Brasil. Além disso, o efeito marginal do *labor pooling* tem um comportamento heterogêneo quando se considera diferentes classificações de habilidades, o que justifica a escolha adotada nesta pesquisa. O efeito marginal do *labor pooling* é positivo considerando a interação com as seguintes habilidades: Cognitivas, Gerenciais, de Independência, de Ciências naturais e de Experiência no trabalho, de Manutenção e operação, de Assistência, de Design e engenharia, de Precisão e automação, de Atenção, de Gestão de conflitos e de Trabalho em grupo. Por sua vez, o efeito marginal do *labor pooling* passa a ser negativo considerando a interação com as seguintes habilidades: de Transporte, Artísticas, de Trabalho supervisionadas, de Ensino e ciências sociais, Força física, de Telecomunicação, de Vendas, de Monitoramento e conformidade e Clericais. Esses efeitos negativos indicam que a heterogeneidade dos choques nas ocupações não atua aumentando a concentração quando se considera essas habilidades. Nessa situação, os choques no mercado de trabalho podem gerar deseconomias de escala.

Este artigo está dividido em quatro seções, além desta introdução. A seção 2 apresenta os dados utilizados na pesquisa e faz uma breve análise da aglomeração ocupacional no Brasil a partir do índice de Ellison-Glaeser (1997) adaptado por Gabe e Abel (2009). A seção 3 apresenta a abordagem empírica e a estratégia de identificação usadas para avaliar os fatores locais da aglomeração ocupacional no Brasil. Os resultados e discussões são expostos na seção 4. Por fim, tem-se as considerações finais dessa pesquisa.

2. Dados

A principal base de dados utilizada nessa pesquisa é o Relatório Anual de Informações Sociais (RAIS) do Ministério da Economia (ME) que abrange todos os estabelecimentos formais do Brasil. Além de fornecer informações sobre variáveis socioeconômicas e trabalhistas, a RAIS possibilita o acompanhamento (geográfico, setorial e ocupacional) dos trabalhadores e empresas ao longo dos anos, através de um código de identificação específico para o trabalhador e o estabelecimento, o PIS (ou CPF) e o CNPJ, respectivamente. Desse modo, utiliza-se a base de microdados individuais da RAIS, compreendendo um período de 2009 a 2018 para o Brasil

Como o objetivo da pesquisa é avaliar a aglomeração ocupacional deve-se considerar a concentração urbana no território nacional. Considerando a crescente urbanização, torna-se fundamental avaliar como essa concentração urbana se dá e seus efeitos econômicos, em especial, no mercado de trabalho. A fim de obter uma medida mais fidedigna da aglomeração ocupacional, a presente pesquisa considera o conceito e a delimitação geográfica de Arranjos Populacionais definidos pelo IBGE (2016)².

O painel inicial em nível de trabalhadores e estabelecimentos apresentou 260.660.553 observações, referentes a 58.635.427 trabalhadores formais e 4.257.279 estabelecimentos. Convém mencionar que, esta pesquisa possui ampla representatividade para analisar o mercado de trabalho formal nos Arranjos Populacionais brasileiros, uma vez que não gerou uma amostra aleatória, já que os dados utilizados foram obtidos da base de dados completa da RAIS, apenas excluindo as inconsistências, os vínculos adicionais ou em tempo parcial, e aqueles que não faziam parte de Arranjos Populacionais. Após essa limpeza, foi possível gerar os microdados considerados nessa pesquisa, através dos microdados anuais, com informações sobre os trabalhadores por ocupação, Arranjo Populacional e também por estabelecimentos. Após essa etapa, as bases anuais foram agregadas, possibilitando formar um painel de dados não balanceado com 25.037 observações, referente a 2.590 ocupações para o período 2009 a 2018.

No Brasil, existe um grande dinamismo do emprego ocupacional. De acordo com dados da RAIS, apesar da diminuição de 3,22% no nível geral de emprego formal entre 2009 e 2018, em algumas ocupações houve um crescimento expressivo no nível de emprego, além do surgimento de postos de trabalho em novas ocupações. Novas ocupações, não observadas em 2009, foram contabilizadas em 2018: um total de 181 ocupações. Considerando as ocupações que, entre 2009 e 2018, apresentaram crescimento mais expressivo (superior a 100%), destaca-se: “Analista de planejamento e orçamento” (1.243,96%), “Pizzaiolo” (1.262,69%), “Petrógrafo” (1.400%), “Monitor de dependente químico” (1.417,14%), “Classificador de

² O IBGE (2016) definiu 294 Arranjos Populacionais no país compostos por 953 municípios. Os Arranjos são classificados em grandes, médios e pequenos: arranjos com uma população menor do que 100 mil são considerados pequenos, entre 100 e 750 mil habitantes são arranjos médios e com uma população maior que 750 mil são considerados grandes arranjos. No Brasil existem 189 arranjos pequenos, 81 médios e 24 grandes. Além disso, o IBGE (2016) ainda define as Médias e Grandes Concentrações Urbanas. As médias concentrações são os municípios isolados (que não formam arranjos) e os Arranjos Populacionais que possuem de 100.000 a 750.000 habitantes, já as grandes concentrações possuem população acima de 750.000 habitantes. Considerando todos os Arranjos Populacionais e os municípios isolados das médias e grandes concentrações, totalizou-se 376 unidades geográficas a serem analisadas nessa pesquisa.

grãos” (1.607,52%), “Biomédico” (2.087,06%), “Intérprete de língua de sinais” (2.360%), “Sushiman” (2.754,05%), “Especialista de políticas públicas e gestão governamental” (4.100%) e “Operador de máquina de preparação de matéria prima para produção de cigarros” (4.750%).

É importante investigar se esse crescimento do emprego ocupacional possui algum padrão de concentração espacialmente, isto é: existe um maior crescimento em algumas regiões e/ou mudanças na distribuição regional dessas ocupações? Essa análise permite tecer algumas evidências iniciais da concentração ocupacional no Brasil. No que se refere às 10 ocupações que tiveram um maior crescimento, houve algumas mudanças na participação regional do emprego ocupacional. Considerando a ocupação “Especialista de políticas públicas e gestão governamental”, verifica-se que, em 2009, 100% dos seus trabalhadores estavam empregados na macrorregião Sudeste. Em 2018, a maioria desses trabalhadores estava empregada na região Centro-Oeste (52,38%) enquanto a região Sudeste contava com apenas 23,81% do total desses trabalhadores. Convém ainda mencionar que, em 2018, somente a região Sul não apresentou trabalhadores com esse perfil ocupacional. Destaca-se, ainda, as ocupações “Classificador de grãos” e “Biomédico”, cuja participação no emprego na região Sudeste diminuiu, o que provocou um aumento na participação das regiões Sul, Nordeste e Norte.

A dinâmica do emprego ocupacional no Brasil é bastante complexa e esses movimentos podem interferir na concentração ocupacional, todavia, não é possível apenas com essas informações inferir se a concentração ocupacional no Brasil aumentou ou diminuiu no período considerado. Nesse sentido, um maior rigor metodológico é necessário. Essa pesquisa faz uso do índice de aglomeração ocupacional de Ellison-Glaeser (1997), adaptado por Gabe e Abel (2009), para avaliar o padrão da concentração ocupacional no Brasil.

3. Evidências da Aglomeração Ocupacional no Brasil

O índice de Ellison-Glaeser (1997), adaptado por Gabe e Abel (2009), apresenta a seguinte representação para cada categoria ocupacional (k):

$$INDEX_{kt} = \frac{[G_t - (1 - \sum_{i=1}^n t_{it}^2)I_t]}{[(1 - \sum_{i=1}^n t_{it}^2)(1 - I_t)]} \quad (1)$$

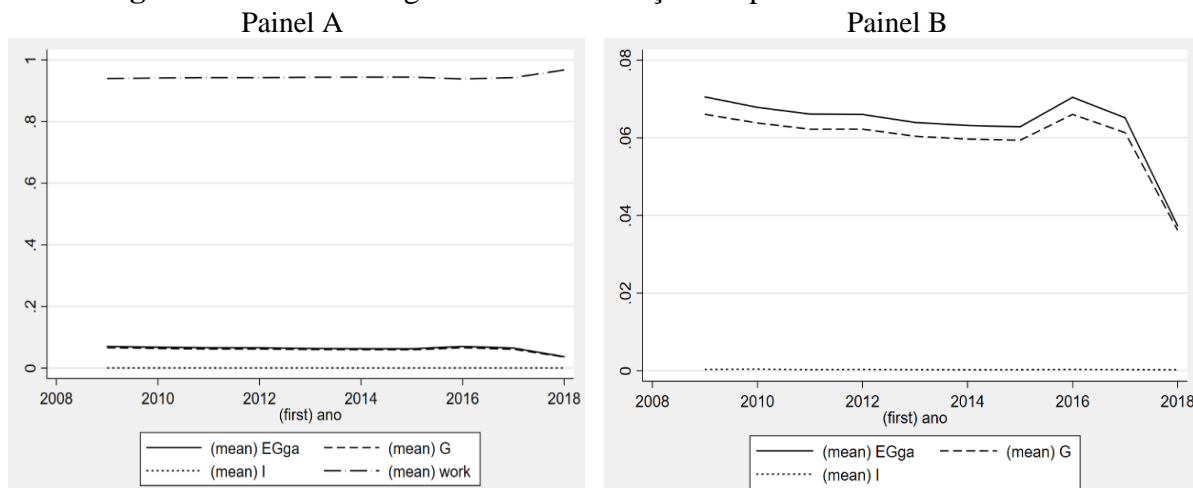
$$G_t = \sum_{i=1}^n (s_{it} - t_{it})^2$$

$$I_t = \sum_{j=1}^m y_{jt} / e_{kt}$$

Em que, t_{it} é participação do emprego total no Arranjo Populacional (i) no período (t), s_{it} é participação do emprego ocupacional (k) no Arranjo Populacional (i) no período (t), y_{jt} é participação do setor (j) no emprego ocupacional (k) no período (t), e_{kt} é emprego ocupacional (k) total nos Arranjos Populacionais (i) no período (t), m é o número das principais categorias setoriais e n é o número das sub-regiões (Arranjos Populacionais).

A Figura 1 ilustra o comportamento tendencial do índice de aglomeração ocupacional para o Brasil no período considerado. No painel A da Figura 1 é possível ver o comportamento tendencial do índice e de todos os seus componentes. De modo geral observa-se um comportamento constante do componente I_t , indicando que a distribuição das ocupações entre os setores de atividade econômica se manteve o mesmo ao longo dos anos. No que se refere ao componente “work”, que reflete o emprego total nos Arranjos Populacionais $(1 - \sum_{i=1}^n t_{it}^2)$, verifica-se que este se manteve praticamente constante até 2017, apresentando um leve aumento em 2018, isso reflete uma pequena diminuição no emprego total dos Arranjos Populacionais no Brasil. No que se refere à concentração bruta G_t , observa-se uma leve diminuição em 2018. O índice de Ellison-Glaeser (1997), adaptado por Gabe e Abel (2009), acompanha essa tendência, pois o componente de concentração bruta $(G_t = \sum_{i=1}^n (s_{it} - t_{it})^2)$ possui um peso maior na determinação do índice final.

Figura 1 – Tendências gerais da concentração ocupacional entre 2009 e 2018



Fonte: Elaboração própria (2021), com base nos dados da RAIS – ME (2009-2018)

Notas: Considera-se os trabalhadores em Arranjos Populacionais e do setor privado.

No painel B foi excluído do gráfico o componente “*work*”, cuja escala é mais ampla, a fim de permitir uma visualização mais clara da tendência entre o componente de concentração bruta e o índice final. Nessa escala é evidente que o índice Ellison-Glaeser (1997), adaptado por Gabe e Abel (2009), está acima do índice de concentração bruta G, ou seja, a concentração bruta geral estava sendo subestimada, e o componente “*work*” teve maior peso na ponderação final do índice, controlando a concentração ocupacional pelo tamanho do mercado de trabalho das subunidades geográficas consideradas. A redução no índice de concentração bruta e, conseqüentemente, no índice de Ellison-Glaeser (1997) adaptado por Gabe e Abel (2009), para o ano de 2018, indica que a participação do emprego ocupacional dos Arranjos Populacionais brasileiros está convergindo para a participação no emprego total dos mesmos Arranjos.

Maciente (2013) mensurou o índice de concentração setorial no Brasil, no período de 1994 a 2010, e mostrou que o índice bruto esteve acima do índice final. Esse comportamento foi gerado a partir do índice de Herfindahl, cuja tendência era descendente. Desse modo, o autor observou que o componente G_t tem maior peso na determinação do índice total. Esse comportamento também foi observado para a análise de concentração ocupacional para o Brasil realizada nessa pesquisa.

Para fornecer uma análise mais detalhada do índice de concentração ocupacional de Ellison-Glaeser (1997), adaptado por Gabe e Abel (2009), o comportamento do indicador será avaliado para as 25 ocupações menos concentradas e as 25 ocupações mais concentradas no ano de 2018. Verifica-se, na Tabela 1, que o índice de concentração para as 25 ocupações menos concentradas se manteve com valores de praticamente zero. A ocupação menos concentrada em 2018 é “Catador de caranguejos e siris”, sendo seguida por “Preparador de fumo na fabricação de charutos” e “Trabalhador da exploração de piaçava”. Observa-se que, entre as ocupações menos aglomeradas, a maioria é tipicamente agrícola. Todavia, ocupações como “Procurador do estado”, “Subprocurador-geral da república”, “Tecnólogo em rochas ornamentais”, “Cirurgião dentista - protesiólogo bucomaxilofacial”, “Professor de literatura comparada”, “Promotor de justiça” e “Médico hiperbarista” são atreladas à indústria e setores diversos, as quais exigem maior nível de escolaridade e complexidade das funções desempenhadas.

Quanto às 25 ocupações mais concentradas de 2018, a ocupação “Vendedor de comércio varejista” é a mais concentrada. Percebe-se que as ocupações mais concentradas não apresentam similaridade nas características dos trabalhadores, uma vez que são vinculados a atividades diversas, de serviços, agrícolas e administrativas, as quais requerem diferentes níveis de escolaridade. As ocupações mais concentradas indicam que os trabalhadores estão

aglomerados em poucos Arranjos Populacionais. As 25 ocupações mais concentradas apresentadas na Tabela 1 são bem diversificadas, entretanto convém citar as ocupações “Costureiro, a máquina na confecção em série” e “Trabalhador polivalente da confecção de calçados” que são típicas do setor de produção têxtil. Nos EUA, conforme relatado por Gabe e Abel (2009), entre as ocupações mais concentradas estão aquelas com aspectos da produção têxtil. Neste aspecto, cita-se também Ellison e Glaeser (1997) e Duranton e Overman (2005) que na análise da aglomeração setorial verificaram que as indústrias têxteis se encontravam entre as mais aglomeradas. Assim, verifica-se que o Brasil acompanha essa tendência.

Tabela 1 – Concentração ocupacional no Brasil

Ocupações menos concentradas		Ocupações mais concentradas	
Ocupação	Índice EGga	Ocupação	Índice EGga
Catador de caranguejos e siris	0,000000036	Trabalhador na produção de mudas e sementes	0,0799439
Preparador de fumo na fabricação de charutos	0,000000505	Auxiliar de corte (preparação da confecção de roupas)	0,0801092
Trabalhador da exploração de piaçava	0,000000571	Marinheiro de convés (marítimo e fluviário)	0,0854129
Astrólogo	0,000000784	Armazenista	0,0857158
Procurador do estado	0,000000791	Trabalhador de extração florestal, em geral	0,0898061
Celofanista na fabricação de charutos	0,000000815	Motorista operacional de guincho	0,0977142
Criador de ovinos	0,000000955	Costureiro, a máquina na confecção em série	0,1010757
Trabalhador da cunicultura	0,00000102	Trabalhador de serviços de limpeza e conservação	0,1020669
Trabalhador da exploração de malva (pãina)	0,00000301	Trabalhador volante da agricultura	0,1150567
Subprocurador-geral da república	0,00000031	Servente de obras	0,1408324
Tecnólogo em rochas ornamentais	0,00000509	Frentista	0,1631397
Cirurgião dentista - protesiólogo bucomaxilofacial	0,00000518	Tratorista agrícola	0,1794829
Professor de literatura comparada	0,00000566	Assistente administrativo	0,2046803
Árbitro de futebol de salão	0,00000762	Magarefe	0,2430896
Equilibrista	0,00000766	Repositor de mercadorias	0,2462368
Criador de suínos	0,00000792	Preparador de calçados	0,2881428
Numerólogo	0,00000897	Faxineiro	0,2967279
Promotor de justiça	0,0000107	Trabalhador no cultivo de árvores frutíferas	0,3220155
Contorcionista	0,0000119	Trabalhador polivalente da confecção de calçados	0,3599749
Médico hiperbarista	0,0000154	Operador de caixa	0,438738
Produtor de espécies frutíferas trepadeiras	0,0000194	Trabalhador da cultura de cana-de-açúcar	0,4939147
Trabalhador da cultura de erva-mate	0,0000354	Auxiliar de escritório	0,6375124
Produtor de cacau	0,0000451	Motorista de caminhão (rotas regionais e internacionais)	0,8257594
Trabalhador na cultura de amendoim	0,0000467	Alimentador de linha de produção	0,8962209
Cunicultor	0,0000522	Vendedor de comércio varejista	2,943979

Fonte: Elaboração própria (2021), com base nos dados da RAIS – ME (2009-2018).

Notas: Considera-se os trabalhadores em Arranjos Populacionais e do setor privado.

Gabe e Abel (2009) verificaram que a ocupação mais concentrada dos EUA foi a de “Economistas”, o que pode indicar que esta ocupação está se beneficiando do compartilhamento de conhecimento teórico e especializado concentrado espacialmente. Entretanto, o estudo encontrou, também, entre as ocupações mais concentradas, a de “Atores”, “Motoristas de táxi e motoristas”, “Instaladores, operadores e editores de máquinas de corte têxteis”, ou seja, ocupações que não possuem exigências de altos níveis de escolaridade ou de similaridades por setores de atividade, tal qual observado nesta pesquisa. Entretanto, o compartilhamento de conhecimento pode ser verificado tanto nas atividades menos complexas, quanto nas mais complexas. Conforme já mencionado, a participação de trabalhadores com ensino superior (utilizada em Rosenthal e Strange (2001) e Ellison e Glaeser (1999)) não constitui uma variável adequada e robusta para medir as habilidades dos trabalhadores (HECKMAN; STIXRUB; URZUAU, 2006; MACIENTE, 2013)

Dessa forma, o entendimento dos padrões de concentração ocupacional requer avaliar o *labor pooling* e as habilidades dos trabalhadores em suas diferentes esferas, considerando a classificação de Maciente (2013). Além disso, foi possível verificar que essa concentração

ocupacional, apesar de não estar claramente determinada pela escolaridade ou setor de atividade, guarda forte relação com a dinâmica do mercado de trabalho, onde as ocupações menos concentradas geralmente são aquelas onde poucos trabalhadores estão contratados formalmente. Esse cenário pode ser melhor avaliado considerando os choques idiossincráticos das ocupações no mercado de trabalho, com base em uma medida de *labor pooling*, proposta por Overman e Puga (2010).

4. Aglomeração Ocupacional e *Labor Pooling*

4.1 Modelo Econométrico

Utilizando os microdados da RAIS-ME, para o período de 2009 a 2018, o efeito do *labor pooling* sobre a aglomeração ocupacional foi estimado considerando como variável dependente o índice de Ellison-Glaeser (1997) adaptado por Gabe e Abel (2009). O modelo foi estimado através de um painel de dados em nível das categorias ocupacionais, o que permite captar a heterogeneidade não observada das mesmas³, a partir da seguinte especificação econométrica:

$$INDEX_{kt} = \alpha + \delta L_{kt} + \gamma_h H_{kt}^h + \mu_h (H_{kt}^h * L_{kt}) + \beta_1 ES_{kt} + \beta_2 TE_{kt} + \beta_3 EXP_{kt} + \beta_4 PA_{kt} + \beta_5 PEM_{kt} + \Phi_k + T_t + \varepsilon_{kt} \quad (2)$$

Em que, $INDEX_{kt}$ representa o índice de aglomeração ocupacional (k) no período (t), L_{kt} representa a medida de *labor pooling* por ocupação (k) no período (t), como uma adaptação da medida estabelecida por Overman e Puga (2010), H_{kt}^h representa os indicadores da participação ocupacional do fator de habilidade das 21 categorias (h) por ocupação (k) definidas por Maciente (2013), ES_{kt} representa a participação de trabalhadores com ensino superior por ocupação (k) no período (t), TE_{kt} representa o tamanho médio dos estabelecimentos por ocupação (k) no período (t), EXP_{kt} representa a experiência média dos trabalhadores por ocupação (k) e no período (t), PA_{kt} representa participação de pessoas na ocupação (k) que trabalham no setor da agropecuária em relação à indústria no período (t), PEM_{kt} representa a participação de pessoas na ocupação (k) que trabalham no setor de extração mineral em relação à indústria no período (t), Φ_k representa o efeito fixo do grupo ocupacional, T_t representa as *dummies* anuais e ε_{kt} representa o termo de erro do modelo.

A variável *labor pooling* (L_{kt}) foi obtida tal como definido por Overman e Puga (2010), todavia, utilizando uma abordagem ocupacional, isto é, a média por ocupação da seguinte expressão:

$$L_{kt} = \left| \Delta\%emp_{kE,t} - \Delta\%emp_{k,t} \right| \quad (3)$$

Em que, $\Delta\%emp_{kE,t}$ é a variação percentual do emprego ocupacional no estabelecimento e $\Delta\%emp_{k,t}$ é a variação percentual do emprego ocupacional. Assim, tem-se a média por ocupação das diferenças entre a variação percentual do emprego ocupacional no estabelecimento e a variação percentual na ocupação. Dada sua localização, conforme estabelecido por Overman e Puga (2010), os estabelecimentos sofrem choques de produtividade de acordo com o mercado de trabalho local e, a partir desse cenário, tomam decisões referentes a contratação de mão de obra.

A variável usada como indicador da participação ocupacional do fator de habilidade (H_{kt}^h), é baseada na classificação de Maciente (2013), que estabelece 21 categorias de habilidades⁴, de modo que γ_h será um vetor com 21 coeficientes diferentes. Maciente (2013) determinou 21

³ O uso de dados em painel representa uma contribuição em relação à pesquisa empírica dos autores Gabe e Abel (2009), pois os mesmos não estimaram o modelo a partir de um painel de dados.

⁴ Para a construção desta métrica de habilidades, Maciente (2013) faz uso da *The Occupational Information Network* (ONET) e tenta integrá-la à Classificação Brasileira de Ocupações (CBO-2002). O primeiro passo feito é equiparar as ocupações brasileiras às ocupações dos EUA e, a partir do conteúdo de informações (ou domínios), que apresentam indicações sobre as habilidades utilizadas em cada ocupação presentes na ONET, aplica-se uma Análise Fatorial destas informações, resultando assim em categorias de habilidades. Por fim, se obtém os escores a serem utilizados nas análises de regressão.

fatores para cada ocupação. Neste sentido, o autor determina o uso ou importância de cada fator de habilidade para o desempenho da função do trabalhador. A fim de avaliar a proporção e o comportamento tendencial desses fatores de habilidades por ocupação ao longo dos anos, de modo a estimar um painel de dados, esta pesquisa assume um indicador da participação ocupacional do fator de habilidade (PFH_{ikt}), estabelecido pela seguinte expressão:

$$PFH_{ikt} = \frac{emp_{kt} \times F_{ik}}{|\sum_k emp_{kt} \times F_{ik}|} = \frac{emp_{kt} \times F_{ik}}{|(emp_{1t} \times F_{i1}) + \dots + (emp_{Kt} \times F_{iK})|} \quad (4)$$

Em que, emp_{kt} é o emprego na ocupação $k = 1, \dots, K$, no ano $t = 2009, \dots, 2018$ e F_{ik} é o fator de habilidade $i = 1, \dots, I$ da ocupação k . Assim, tem-se a proporção no uso do fator de habilidade i na ocupação k em relação ao uso do fator da habilidade i no total de empregos no Brasil para cada ano e ocupação. Logo, tem-se a participação ocupacional do fator de habilidade por ano⁵. Dessa forma, é possível verificar o uso de fator de habilidade para cada ocupação, ao longo do tempo, ponderando esse uso em relação ao total usado no país (ou seja, quando considera-se seu uso em todas as ocupações).

A variável *labor pooling*, como sugerido por Overman e Puga (2010), Equação (3), é ponderada pelo vetor de habilidades, uma a medida de *labor pooling* similar à adotada em Gabe e Abel (2009), permitindo que o *labor pooling* ponderado capte choques idiossincráticos de acordo com as habilidades dos trabalhadores. Nesse aspecto reside a contribuição empírica dessa pesquisa. O indicador, assim definido, garante maior robustez às medidas sugeridas pelos autores, mantendo a exogeneidade da variável, controlando o problema da causalidade reversa e permitindo obter uma medida não apenas quantitativa de *labor pooling*, mas uma medida qualitativa, cujo papel das habilidades dos trabalhadores é fundamental.

Inseriu-se as variáveis separadamente, pois quando se deseja captar o efeito de interação de duas quaisquer variáveis se faz fundamental incluir as variáveis isoladas. Essas variáveis isoladas influenciam o índice, porém se existe uma dependência ou complementariedade entre as mesmas o coeficiente estimado para a interação será estatisticamente significativo. Dessa forma, a análise do efeito marginal de cada variável será igual ao seu coeficiente somado com o coeficiente da variável de interação.

Verifica-se que as variáveis propostas nesta pesquisa são utilizadas para analisar como o *sharing* (*labor pooling*) pode determinar a concentração ocupacional. Conforme já mencionado, esses efeitos da aglomeração são indissociáveis do conceito de habilidades e interagem entre si a partir desse conceito, neste aspecto reside a dificuldade em isolar os efeitos. Desse modo, o *labor pooling* representa uma medida de *sharing*, conforme metodologia proposta por Krugman (1991). A interação entre as duas variáveis, $(H_{kt}^h * L_{kt})$, pode captar, então, a interdependência entre os efeitos de *sharing*, *matching* e *learning*. Essa estratégia empírica permite um modelo ainda mais robusto uma vez que, ao inserir esses controles, o efeito do *labor pooling* estará mais consistente, eliminando possíveis endogeneidades que ainda possam existir.

Dado que os efeitos de *sharing*, *matching* e *learning* são intrinsecamente relacionados, espera-se que os coeficientes do *labor pooling*, do vetor de habilidades e das variáveis de interação sejam significativos, demonstrando dependência e complementariedade estatísticas, e comprovando empiricamente a relação indissociável entre os efeitos. Conforme verificado na Equação (2), além das variáveis de interesse, *labor pooling*, habilidades e interação entre *labor pooling* e habilidades, um conjunto de variáveis de controle foi considerada na estimação.

4.2 Estratégia de identificação

⁵Por exemplo, considerando o vetor de habilidades cognitivas, pode-se verificar a intensidade do uso dessa habilidade para a ocupação de “Físico” no Brasil em relação a intensidade do uso da mesma habilidade para o emprego total no Brasil.

A concentração ocupacional, ao considerar as externalidades positivas da aglomeração, pode ser determinada pelos efeitos de *sharing*, *matching* e *learning*, sendo difícil, empiricamente, isolar esses efeitos dada a “equivalência marshalliana”. Nesse sentido, é comum que na determinação da concentração ocupacional, considerando os impactos do *labor pooling*, possa existir o problema da causalidade reversa, isto é: ao mesmo tempo que a localização das firmas pode determinar a escolha de localização dos trabalhadores, impactando diretamente na concentração ocupacional, as firmas tendem a se localizar em grandes centros onde o mercado de trabalho apresenta uma oferta de habilidades mais diversa e especializada.

Desse modo, a estratégia de identificação deste trabalho consiste no uso da variável exógena de *labor pooling*, com base na definição de Overman e Puga (2010), que capta choques idiossincráticos no mercado de trabalho, para controlar o problema da causalidade reversa e captar (ou isolar) a diferença entre escolaridade e habilidades. Além disso, utiliza-se um modelo longitudinal que possibilita controlar o viés de heterogeneidade não observada das ocupações. O estimador de Efeitos Fixos para dados em painel foi utilizado para lidar com as heterogeneidades não observadas das ocupações. Overman e Puga (2010) utilizaram o método de MQO na estimação do modelo para a concentração ocupacional. Apesar de possuírem dados longitudinais, os autores indicam que o modelo se ajustou melhor após a obtenção de uma média anual das variáveis utilizadas. Os trabalhos de Almeida e Rocha (2018) e Andrade, Gonçalves e Freguglia (2014), para o Brasil, usam o estimador de Efeitos Fixos para dados em painel à nível de setores e ocupação, respectivamente.

O uso de dados em painel possui vantagens econométricas, pois possibilita o controle do viés de omissão das características não observadas, permitindo a obtenção de parâmetros mais robustos e eficientes. Na estratégia empírica desta pesquisa, a estimação considerou a heterogeneidade não observada das ocupações. Conforme indicado por Gabe e Abel (2009), características não observadas, como o nível tecnológico em cada ocupação e a natureza de interação com o público, podem determinar a concentração ocupacional. Além disso, preferências individuais e características regionais, como instituições e políticas governamentais, podem impactar na decisão de escolha ocupacional e escolha local dos trabalhadores, o que pode ter efeitos na concentração ocupacional. Todavia, na maioria das vezes, essas são características e variáveis que não são observadas ou mensuradas (ANDRADE; GONÇALVES; FREGUGLIA, 2014). Além disso, controlar a heterogeneidade não observada das ocupações permite explicar uma parte substancial dos padrões de concentração ocupacional, a partir da sua correlação com as habilidades e a educação.

No que se refere a variável *labor pooling*, Overman e Puga (2010) estabeleceram como medida empírica a diferença entre a variação percentual no emprego do estabelecimento e a variação percentual no emprego do setor. Essa estratégia seria suficiente para captar os choques idiossincráticos no mercado de trabalho, pois ao considerar que a economia pode passar por choques de produtividade afetando os estabelecimentos e, portanto, a lucratividade dos mesmos, assume que esses choques seriam idiossincráticos e os lucros dos estabelecimentos seriam convexos em relação a esses choques.

Os fundamentos microeconômicos de Krugman (1991) apresentam o lucro esperado como uma função que depende positivamente da proporção de trabalhadores por estabelecimento e do agrupamento no mercado de trabalho, isto é, o *labor pooling* que representa os choques de produtividade dos estabelecimentos. Ou seja, um maior nível de mão de obra disponível para cada estabelecimento provoca uma diminuição nos salários e um aumento na lucratividade. Esses choques idiossincráticos podem ser positivos ou negativos e afetarão os lucros a partir de mudanças nos salários. Esse efeito é maior quando os estabelecimentos estão em locais com grande número de trabalhadores com as habilidades requeridas pelas empresas. Logo, espera-se que, quanto maior a volatilidade idiossincrática,

maior será a aglomeração, pois a empresa consegue fazer ajustes na sua produção sem pressões sobre os salários.

Não obstante, o modelo teórico de Krugman (1991) e a estratégia empírica de Overman e Puga (2010) consideram um contexto de aglomeração setorial. Nessa pesquisa, aplica-se esses fundamentos para uma análise ocupacional. Neste sentido, a configuração econômica do modelo de Krugman (1991) considera uma série de setores com um número discreto de estabelecimentos, nos quais há um conjunto de trabalhadores com habilidades específicas para cada setor. Neste último ponto reside a ligação com a variável *labor pooling* ocupacional: cada ocupação faz parte da estrutura produtiva dos estabelecimentos, onde cada estabelecimento apresenta um conjunto contínuo de trabalhadores com ocupações e habilidades específicas para o mercado de trabalho ocupacional local.

É importante salientar que, ao considerar uma média do *labor pooling* por ocupação, as propriedades de exogeneidade da variável foram mantidas, uma vez que o modelo de Krugman (1991) capta o comportamento dos lucros dos estabelecimentos dados os choques idiossincráticos no mercado de trabalho, e esses choques podem ser avaliados por uma perspectiva setorial ou ocupacional. A formulação da variável requer uma mudança no nível de emprego do estabelecimento dadas as habilidades requeridas. Nesta pesquisa, assume-se que os choques idiossincráticos do mercado de trabalho são derivados a partir das ocupações, ou seja, o agrupamento de trabalhadores na mesma ocupação pode impactar nos lucros dos estabelecimentos. As ocupações podem captar choques idiossincráticos no mercado de trabalho de forma mais específica no que se refere às habilidades efetivamente requeridas pelos estabelecimentos, uma vez que o setor de atividade é uma agregação de ocupações.

Adicionalmente, o modelo empírico de determinação da concentração ocupacional, representado pela Equação (2), ao controlar as habilidades dos trabalhadores, permite controlar a causalidade reversa presente no modelo, isolando o efeito das habilidades sobre a concentração ocupacional. Além disso, é possível verificar se há complementariedade entre os efeitos de *sharing*, *matching* e *learning* nesse modelo, quando se faz a interação entre as variáveis *labor pooling* e habilidades. Dessa forma, a estratégia empírica desse artigo permite obter um efeito mais robusto do *labor pooling* sobre a concentração ocupacional.

5. Resultados

As estatísticas descritivas das variáveis de interesse e de controle utilizadas no modelo de determinação da concentração ocupacional encontram-se na Tabela 2. Trata-se de um painel de dados não balanceado com 25.037 observações, referente a 2.590 ocupações para o período 2009 a 2018. Considerando todas as ocupações no período estudado, a média do índice de concentração ocupacional foi de 0,0633. Um valor médio inferior ao encontrado por Gabe e Abel (2009) para o mercado de trabalho dos EUA, correspondendo a 0,1872. Esse resultado já era esperado uma vez que os EUA possuem um maior dinamismo no mercado de trabalho e a aglomeração é um importante fator de aumento de produtividade.

Verifica-se que o índice de concentração apresentou um baixo desvio padrão, apresentando pouca variabilidade nos dados, o que não aconteceu para a variável *labor pooling* que apresentou o maior desvio padrão entre todas as variáveis (101,3), com uma média de 39,40 e o intervalo de 0 a 8.983. Essa variável capta os choques idiossincráticos do mercado de trabalho considerando as movimentações de contratação e desligamento dos trabalhadores: verifica-se o comportamento médio dos estabelecimentos por ocupação, isto é, a relação entre contratações e demissões de trabalhadores do estabelecimento com a média de contratação ou desligamento geral dessa ocupação. Assim, quanto maior o valor da variável, maior o dinamismo para essa ocupação. Um valor igual a zero indica que a composição do emprego desta ocupação nos estabelecimentos se manteve.

Pode-se citar, como exemplo, a ocupação “Diretor de crédito rural” que em 2018 apresentou um valor de 0, todavia, o comportamento ao longo dos anos varia, dado que essa mesma ocupação apresentou um maior dinamismo em 2015 com um *labor pooling* de 200. No que se refere ao valor máximo da variável *labor pooling*, houve maior dinamismo para a ocupação “Maquiador de caracterização” no ano de 2012 (8.983), todavia, em 2014 esse dinamismo foi bem menor (16,47). A partir destes exemplos percebe-se a importância de utilizar um painel de dados para variáveis como o *labor pooling*, pois o dinamismo de contratação e desligamentos entre as ocupações no mercado de trabalho brasileiro é muito volátil. Um painel de dados permite capturar variações idiossincráticas considerando o comportamento tendencial e o dinamismo anual.

Tabela 2 - Estatística descritivas das variáveis

Variável	Média	Desvio	Mínimo	Máximo
EGga	0,0633	0,0966	1,18e-10	5,669
<i>Labor Pooling</i>	39,40	101,3	0	8.983
Habilidades cognitivas	-0,000406	0,00382	-0,108	0,0285
Habilidades de manutenção e operação	-0,000406	0,00870	-0,271	0,132
Habilidades de assistência	-0,000406	0,0116	-0,188	0,301
Habilidades gerenciais	-0,000406	0,00549	-0,115	0,0944
Habilidades de design e engenharia	-0,000406	0,00821	-0,207	0,135
Habilidades de transporte	0,000406	0,0206	-0,299	0,998
Habilidades artísticas	-0,000406	0,00444	-0,145	0,0401
Habilidade de precisão e automação	-0,000406	0,0252	-1,126	0,729
Habilidades de trabalho supervisionadas	-0,000406	0,0204	-0,604	0,441
Habilidades de ensino e ciências sociais	-0,000406	0,00671	-0,154	0,0904
Força física	0,000406	0,00648	-0,0648	0,197
Habilidades de telecomunicação	-0,000406	0,0111	-0,295	0,236
Habilidades de independência	-0,000406	0,0147	-0,369	0,312
Habilidades em ciências naturais	-0,000406	0,00628	-0,166	0,146
Habilidades de atenção	-0,000406	0,0165	-0,657	0,422
Experiência no trabalho	-0,000406	0,00433	-0,0859	0,0499
Habilidades de gestão de conflitos	-0,000406	0,0294	-0,632	1,037
Habilidades de trabalho em grupo	8,12e-05	0,937	-54,55	82,92
Habilidades de vendas	0,000406	0,0197	-0,224	1,008
Habilidades de monitoramento e conformidade	-0,000406	0,00620	-0,132	0,101
Habilidades clericais	0,000406	0,0271	-0,649	0,990
Participação de trabalhadores com ensino superior	0,295	0,385	0	1
Participação de trabalhadores no setor da agropecuária	0,0299	0,124	0	1
Participação de trabalhadores no setor de extração mineral	0,0175	0,0837	0	1
Média do tamanho do estabelecimento	2,341	0,659	1	4
Experiência média	54,70	27,43	0,300	435,4

Fonte: Elaboração própria (2021), com base nos dados da RAIS – ME (2009-2018)

Notas: Considera-se os trabalhadores em Arranjos Populacionais e do setor privado.

Para o vetor de habilidades, todos os 21 fatores apresentaram uma média de praticamente zero, valores mínimos negativos e valores máximos positivos. Todavia, é comum a variabilidade destes valores mínimos e máximos entre os fatores, o que indica um comportamento peculiar para cada fator de habilidade em cada ocupação. Conforme já mencionado, cada ocupação utiliza em maior ou menor grau diversas habilidades, categorizadas nesta pesquisa a partir dos 21 fatores de habilidades definidos no estudo de Maciente (2013).

As variáveis utilizadas nesse modelo apresentam unidades de medidas diferentes e dispersões bastante heterogêneas. A fim de minimizar possíveis problemas de estimação para

o indicador de aglomeração ocupacional, optou-se por normalizar as variáveis na estimação, seguindo estratégia similar à adotada na literatura, a partir da distribuição Normal Padrão com média 0 e desvio padrão 1⁶.

Considerando o modelo econométrico apresentado na Equação (2), essa pesquisa apresenta três resultados que merecem destaque. O primeiro deles é o efeito do *labor pooling* na determinação da concentração ocupacional. Um valor positivo indica que, quanto maiores os choques idiossincráticos no mercado de trabalho maior será o índice de concentração, isto é, quanto mais dinâmico o mercado de trabalho para determinada ocupação maior será a concentração. O segundo resultado de interesse é o efeito das habilidades para determinação da concentração ocupacional. Um coeficiente positivo indica que determinada habilidade contribui para aumentar a concentração ocupacional e um negativo demonstra que a habilidade não favorece a concentração. O último resultado de interesse é o efeito marginal do *labor pooling*. O efeito total do *labor pooling*, isto é, o efeito marginal do *labor pooling*, é obtido a partir da soma do parâmetro estimado do *labor pooling* com o parâmetro estimado da interação entre o *labor pooling* e os fatores de habilidade.

Todavia, antes de avaliar esse efeito total, algumas especificações do modelo da Equação (2) foram estimadas. Os resultados estão presentes na Tabela 3 que apresenta tanto as estimações com um *pooled* de dados (MQO) como as estimações em painel. Na Tabela 3, a especificação (I) considera apenas as habilidades enquanto a (II) considera a variável *labor pooling*, o vetor de habilidades e as variáveis de controle. De modo geral, observa-se que o controle da heterogeneidade não observada das ocupações faz com que a magnitude dos coeficientes estimados diminua, mantendo os efeitos significativos. Logo, os resultados sugerem que parte do efeito dos fatores locacionais da concentração se deve à heterogeneidade não observada das ocupações ou outros fatores fixos não controlados.

No que se refere a especificação (I) da Tabela 3, todas os fatores de habilidade foram estatisticamente significantes ao nível de 1% no modelo de Efeito Fixo, com exceção da Habilidade de Ensino e ciências sociais. As habilidades que têm efeito positivo na determinação da concentração ocupacional são as Habilidades Gerenciais, de Transporte, Artísticas, de Força física, de Independência, de Ciências naturais, de Atenção, de Gestão de conflitos, de Vendas e Clericais. A habilidade que tem maior efeito na determinação da concentração ocupacional é a Habilidade de Vendas (0,4122). Esse resultado corrobora a análise anterior das ocupações mais concentradas para o ano de e 2018 que foi “Vendedores do comércio varejista”.

As habilidades que apresentaram efeitos negativos na concentração ocupacional foram: Cognitivas, de Manutenção e operação, de Assistência, de Design e engenharia, de Precisão e automação, de Trabalho supervisionadas, de Telecomunicação, de Experiência no trabalho e de Monitoramento e conformidade. Dentre as habilidades que exercem um efeito negativo na concentração ocupacional, a que apresentou a maior magnitude no coeficiente estimado foi a de Experiência no trabalho (-0,5433), isso pode ser explicado pelo fato da experiência no emprego ser uma habilidade geral, requisitada na maioria das ocupações. Dessa forma, essa habilidade não impacta gerando maior concentração em relação aos demais vetores de habilidade, dado que que a experiência é mais importante para a produção do que as externalidades de aglomeração ocupacional.

Comparando a especificação (I) com os resultados da pesquisa de Maciente (2013) para avaliar os determinantes da concentração industrial, verifica-se que o vetor de habilidades se ajusta melhor à análise da aglomeração ocupacional, isto é, habilidades impactam tanto na aglomeração industrial como na aglomeração ocupacional, todavia, possuem maior poder de determinação na última análise, conforme já previsto por Gabe e Abel (2009).

⁶ A literatura utiliza geralmente como principal forma de normalização o logaritmo natural das variáveis, todavia, no presente modelo as variáveis possuem valores não positivos, dessa forma, optou-se por utilizar a distribuição normal padrão tal como proposto e utilizado por Gabe e Abel (2009) e Ellison, Glaeser e Kerr (2010).

Tabela 1 - Fatores locacionais da aglomeração ocupacional no Brasil: 2009 a 2018

Variável	Variável Dependente: EGga			
	Pooled OLS		Efeito Fixo (EF)	
	(I)	(II)	(I)	(II)
<i>Labor Pooling (LP)</i>		-0,00446*		0,0003
		(0,00265)		(0,00116)
Habilidades				
Cognitivas	-0,2661***	-0,261***	-0,2415***	-0,3375***
	(0,01043)	(0,0106)	(0,0289)	(0,02927)
Manutenção e operação	0,2357***	0,239***	-0,0839***	-0,1062***
	(0,00908)	(0,00934)	(0,0191)	(0,01808)
Assistência	-0,0584***	-0,0494***	-0,1055***	-0,1109***
	(0,00488)	(0,00475)	(0,0072)	(0,00678)
Gerenciais	-0,0367***	-0,0347***	0,3067***	0,2673***
	(0,00584)	(0,00572)	(0,0223)	(0,02233)
Design e engenharia	-0,1201***	-0,117***	-0,2159***	-0,2191***
	(0,00918)	(0,00891)	(0,016)	(0,01667)
Transporte	0,0247***	0,0307***	0,1029***	0,1082***
	(0,00582)	(0,00575)	(0,0129)	(0,01204)
Artísticas	-0,00984	-0,00964	0,1453***	0,2408***
	(0,0093)	(0,00913)	(0,02103)	(0,02115)
Precisão e automação	-0,1221***	-0,115***	-0,4606***	-0,3986***
	(0,00578)	(0,00588)	(0,00725)	(0,00705)
Trabalho supervisionadas	0,1657***	0,153***	-0,0992***	0,0257
	(0,00546)	(0,00536)	(0,01647)	(0,01616)
Ensino e ciências sociais	-0,1412***	-0,141***	0,0036	0,0261
	(0,00483)	(0,00484)	(0,01577)	(0,01634)
Força física	0,0823***	0,0837***	0,4322***	0,4304***
	(0,00828)	(0,00818)	(0,01855)	(0,01788)
Telecomunicação	-0,0976***	-0,0941***	-0,0489***	-0,0428***
	(0,004)	(0,00389)	(0,00669)	(0,0064)
Independência	0,2016***	0,208***	0,1807***	0,2539***
	(0,0049)	(0,00483)	(0,0133)	(0,0124)
Ciências naturais	0,0714***	0,0716***	0,1382***	0,1425***
	(0,00599)	(0,00584)	(0,01223)	(0,01207)
Atenção	0,0327***	0,0364***	0,3116***	0,2897***
	(0,00672)	(0,00657)	(0,013)	(0,01232)
Experiência no trabalho	-0,1349***	-0,137***	-0,5433***	-0,5019***
	(0,0068)	(0,00672)	(0,0157)	(0,01478)
Gestão de conflitos	-0,1236***	-0,113***	0,0684***	0,0381***
	(0,00605)	(0,00583)	(0,00574)	(0,00529)
Trabalho em grupo	-0,0144***	-0,00267	-0,0085***	-0,0044***
	(0,00327)	(0,00311)	(0,00156)	(0,00141)
Vendas	0,7032***	0,682***	0,4122***	0,3514***
	(0,0099)	(0,00984)	(0,022)	(0,02084)
Monitoramento e conformidade	0,1082***	0,107***	-0,1469***	-0,0651***
	(0,00471)	(0,00473)	(0,0131)	(0,01327)
Clericais	0,0443***	0,0428***	0,0649***	0,0199*
	(0,00593)	(0,00605)	(0,01025)	(0,01061)
Variáveis de Controle				
Participação de trabalhadores com ensino superior		-0,00312		-0,0114
		(0,00282)		(0,00839)
Participação de trabalhadores no setor da agropecuária		-0,0144***		-0,0057
		(0,00261)		(0,00383)
Participação de trabalhadores no setor de extração mineral		-0,0084***		0,0009
		(0,00258)		(0,00367)
Média do tamanho do estabelecimento		0,0294***		0,0007
		(0,00288)		(0,00282)

(continua)

Variável	(conclusão)			
	Pooled OLS		Efeito Fixo (EF)	
	(I)	(II)	(I)	(II)
Experiência média		-0,0000123 (0,00278)		-0,0006 (0,00234)
Constante	0,0727*** (0,0082)	0,0592*** (0,00786)	0,0736*** (0,00358)	0,0574*** (0,00319)
<i>Efeitos fixos de ano</i>	SIM	SIM	SIM	SIM
N. observações	21.804	21.804	21.804	21.804
R ² global	0,8369	0,8481	0,6575	0,7014
R ² within			0,5554	0,5871
R ² between			0,6653	0,7077
Prob>F	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Hausman			$\chi^2(30)=4650$	$\chi^2(35)= 2940,34$
Prob > χ^2			0,0000	0,0000

Fonte: Elaboração própria (2021), com base nos dados da RAIS – ME (2009-2018)

Notas: *** significativo a 1%; ** significativo a 5%; * significativo a 10%. Erro padrão entre parênteses.

Obs.: Todas as variáveis foram normalizadas com média 0 e desvio padrão de 1.

Ao analisar os resultados do modelo de Maciente (2013), que inclui, entre outras variáveis, os fatores de habilidade, e considerando a estimação por MQO, especificação que mais se aproxima dessa pesquisa, verifica-se que somente 12 fatores de habilidade foram significantes para explicar a concentração industrial, enquanto na especificação (I) dessa pesquisa 20 fatores de habilidades foram significantes. Além disso, o ajustamento do modelo captado pelo R² global foi de 0,4819 no modelo de Maciente (2013), bem inferior ao obtido nessa pesquisa. (Ver Tabela 3).

Na especificação (II) de Efeitos Fixos, a direção dos efeitos das habilidades na determinação da concentração ocupacional permanece a mesma, exceto para o efeito da habilidade de Trabalho supervisionado que passa a ser não significativa, junto com o efeito da habilidade de Ensino e ciências sociais. Além disso, os resultados mostram que a habilidade de Venda (0,3514) é a que possui maior influência positiva na determinação da concentração ocupacional e a habilidade de Experiência no trabalho é a que possui maior influência negativa na determinação da concentração ocupacional. Outro resultado que merece destaque é a ausência de significância estatística do *labor pooling* no modelo de Efeito Fixo, enquanto no *pooled* de dados ele apresentou efeito negativo e significativo. Uma explicação para esse resultado é que a inclusão da heterogeneidade não observada das ocupações permitiu lidar com o viés de variável omitida, o qual se mostrou relevante ao tornar o efeito do *labor pooling* estatisticamente não significativo.

No que se refere as variáveis de controle, verifica-se que os resultados são condizentes com a pesquisa desenvolvida por Andrade, Gonçalves e Freguglia (2014) para o Brasil. Os autores, utilizando um painel de dados para o período de 2003 a 2008, buscaram verificar a concentração ocupacional nas regiões metropolitanas brasileiras a partir da análise do coeficiente de Gini locacional. Os coeficientes obtidos para o tamanho médio das firmas e a porcentagem dos empregados em agricultura, pesca e indústrias extrativas foram positivos e significantes, considerando o modelo de MQO, todavia, ao considerar o modelo de Efeitos Fixos esses coeficientes se tornam estatisticamente não significantes, corroborando os resultados obtidos nessa pesquisa.

No que se refere à especificação completa proposta na Equação (2), que inclui as variáveis de interação, isto é, a variável *labor pooling* ponderada pelas habilidades, a Tabela 4 apresenta os coeficientes de forma resumida para o modelo em um painel de Efeitos Fixos.

A principal evidência desse modelo é que o efeito do *labor pooling* tornou-se positivo e significativo. Esse resultado indica que, avaliar a concentração ocupacional requer isolar os efeitos de *sharing (labor pooling)* e *learning e matching*. Desse modo, percebe-se que, no

modelo completo as variáveis *labor pooling* e habilidades de fato estavam correlacionadas, logo, a modelagem empírica completa (Equação (2)) permite obter parâmetros mais robustos do efeito do *labor pooling* ocupacional. O efeito médio do *labor pooling* sobre a concentração ocupacional é de 0,0057. Apesar de utilizadas unidades geográficas diferentes, pode ser interessante comparar esse coeficiente com o da pesquisa de Almeida e Rocha (2018), realizada para o Brasil, que fez uma análise da concentração setorial da indústria da transformação no período de 2002 a 2014. Almeida e Rocha (2018) observaram que o efeito médio do *labor pooling* foi de 0,022. Nesse sentido, percebe-se que o efeito do *labor pooling* é menor para a determinação da concentração ocupacional no Brasil, mas ainda positivo e significativo.

Além disso, avaliando a literatura sobre aglomeração industrial (OVERMAN; PUGA, 2010; ROSENTHAL; STRANGE, 2001; ALMEIDA; ROCHA, 2018) percebe-se que o coeficiente da variável *labor pooling* é positivo e, em geral, parece ter maior magnitude e poder de determinação na concentração de indústrias. Isso é uma indicação de que, quando se considera a aglomeração ocupacional, o *labor pooling* é importante, mas as habilidades apresentam grande poder explicativo. Assim, corrobora-se a argumentação de Gabe e Abel (2009) de que as externalidades de conhecimento e de habilidades são mais fortes quando se considera a aglomeração ocupacional.

Analisando o estimador de Efeitos Fixos, o padrão de efeitos positivos e negativos do vetor de habilidade se manteve, quando comparado com a especificação (II) de Efeitos Fixos da Tabela 3, exceto para a habilidade de Gestão de Conflitos (que apresentava efeito positivo e torna-se não significativo) e para a habilidade de Ensino e ciências naturais (que era não significativa e torna-se positiva na especificação completa). (Ver Tabela 4).

Desse modo, verifica-se as habilidades que apresentaram efeito positivo, independente do *labor pooling*, na determinação da concentração ocupacional foram: Gerenciais (0,2783), de Transporte (0,1065), Artísticas (0,3474), de Ensino e ciências sociais (0,0468), Força física (0,4305), de Independência (0,1723), de Ciências naturais (0,1216), de Atenção (0,2247), de Vendas (0,5609) e Clericais (0,2547). Já as habilidades que apresentam efeito negativo na concentração ocupacional são: Cognitivas (-0,3549), de Manutenção e operação (-0,1412), de Assistência (-0,1471), de Design e engenharia (-0,2447), de Precisão e automação (-0,414), de Telecomunicação (-0,0265), de Experiência no trabalho (-0,428), de Trabalho em grupo (-0,0214) e de Monitoramento e conformidade (-0,0442). O maior efeito positivo continua sendo para a habilidade de Vendas enquanto o maior efeito negativo continua associado à habilidade de Experiência no trabalho. Os principais fatores que podem explicar esses resultados já foram listados anteriormente. Convém mencionar que, a pesquisa de Maciente (2013) constatou que as habilidades Gerenciais, de Transporte, Força física e as de Vendas também estavam relacionadas positivamente com a aglomeração industrial no Brasil.

O resultado do efeito positivo do *labor pooling* na concentração ocupacional pode indicar o dinamismo do mercado de trabalho ocupacional. Entretanto, uma análise mais precisa da dinâmica do mercado de trabalho requer avaliar como as habilidades requeridas para o desenvolvimento das ocupações podem impactar nesse dinamismo. Logo, o dinamismo do mercado de trabalho ocupacional, pode ser intensificado ou limitado, dado o conjunto de habilidades que está sendo mais requisitado em cada período, exercendo efeitos mais robustos e fidedignos na concentração ocupacional.

Observando a Tabela 4, quando se considera o modelo de Efeitos Fixos, houve efeitos positivos na interação entre *labor pooling* e habilidade para sete dos 21 fatores de habilidade. Verifica-se, ainda, a maioria das variáveis de interação apresentou efeito contrário ao efeito individual dessa habilidade sobre a concentração ocupacional. Esse é mais um indicador da importância em se avaliar a interação do *labor pooling* com as habilidades, pois o efeito dessa interação na dinâmica do mercado de trabalho representa algo mais realístico, dado que a análise da oferta e demanda de trabalho deve considerar as peculiaridades dos trabalhadores e

empresas no que se refere as habilidades requeridas. Empresas e trabalhadores atuam no mercado de trabalho considerando o perfil de habilidades dos trabalhadores e das vagas ofertadas nas empresas. A aglomeração possibilita uma melhor correspondência no que se refere ao perfil de habilidades, isto é, o *matching* pode impactar na concentração ocupacional, dado que esta depende das interações de empresas e trabalhadores. Assim, a variável de interação pode ser mais apropriada para avaliar a dinâmica do mercado de trabalho quando se faz necessário observar as habilidades requeridas pelos empregos que estão sendo gerados.

Tabela 4 - Fatores locacionais da aglomeração ocupacional no Brasil (2009 a 2018): *Efeito marginal do Labor Pooling por habilidades*

Modelo de Efeito Fixo			
Variável Dependente: Aglomeração Ocupacional (EGGa)			
<i>Labor Pooling (LP)</i>	0,0057***		
Habilidades	γ_h (Habilidades)	μ_h (LP x habilidades)	$\delta + \mu_h$ ($\delta = 0,0057$)
Cognitivas	-0,3549***	-0,0247	-
Manutenção e operação	-0,1412***	0,0377*	0,0434
Assistência	-0,1471***	0,0539***	0,0596
Gerenciais	0,2783***	-0,0194	-
Design e engenharia	-0,2447***	0,0718***	0,0775
Transporte	0,1065***	-0,021*	-0,0153
Artísticas	0,3474***	-0,1279***	-0,1222
Precisão e automação	-0,414***	0,0107***	0,0164
Trabalho supervisionadas	0,0209	-0,0654***	-0,0597
Ensino e ciências sociais	0,0468**	-0,0196**	-0,0139
Força física	0,4305***	-0,1258***	-0,1201
Telecomunicação	-0,0265***	-0,024**	-0,0183
Independência	0,1723***	-0,0127	-
Ciências naturais	0,1216***	0,002	-
Atenção	0,2247***	0,0731**	0,0788
Experiência no trabalho	-0,428***	-0,0149	-
Gestão de conflitos	-0,0054	0,0354***	0,0411
Trabalho em grupo	-0,0214***	0,0163**	0,022
Vendas	0,5609***	-0,1416***	-0,1359
Monitoramento e conformidade	-0,0442***	-0,0272***	-0,0215
Clericais	0,2547***	-0,1541***	-0,1484

Fonte: Elaboração própria (2021), com base nos dados da RAIS – ME (2009-2018)

Notas: *** significativo a 1%; ** significativo a 5%; * significativo a 10%.

Obs.: Todas as variáveis foram normalizadas com média 0 e desvio padrão de 1.

Resta avaliar o efeito marginal do *labor pooling*, considerando o estimador de Efeitos Fixos. Esse efeito é obtido a partir da soma do parâmetro estimado do *labor pooling* ($\delta=0,0057$) com o parâmetro estimado da interação entre o *labor pooling* e cada um dos fatores de habilidade (μ_h). O resultado para esse efeito é apresentado na última coluna da Tabela 4. É importante apontar que, os coeficientes não significantes das interações são indícios de que as habilidades não têm um efeito maior ou menor do que a média do *labor pooling* na determinação da concentração ocupacional, isto é, os efeitos dessas habilidades são iguais ao efeito médio do *labor pooling*. Observa-se isso para as seguintes habilidades: Cognitivas, Gerenciais, de Independência, de Ciências naturais e de Experiência no trabalho. Neste sentido, os coeficientes negativos para a interação indicam um retorno menor do que a média (ou uma menor inclinação), isto é, essas habilidades contribuem para uma diminuição no efeito de *labor pooling*. Enquanto, os coeficientes positivos para a interação indicam que essas habilidades

contribuem para um aumento no efeito de *labor pooling*, intensificando o efeito positivo do *labor pooling* sobre a concentração ocupacional.

Desse modo, observa-se que o efeito marginal do *labor pooling* superou o efeito médio (0,0057) sobre a concentração ocupacional, para as seguintes habilidades: de Manutenção e operação (0,0434), de Assistência (0,0596), de Design e engenharia (0,0775), de Precisão e automação (0,0164), de Atenção (0,0788), de Gestão de conflitos (0,0411) e de Trabalho em grupo (0,022). Essas habilidades contribuem para intensificar o efeito médio positivo do *labor pooling* na concentração ocupacional. Enquanto as Habilidades de Transporte (-0,0153), Artísticas (-0,1222), de Trabalho supervisionadas (-0,0597), de Ensino e ciências sociais (-0,0139), Força física (-0,1201), de Telecomunicação (-0,0183), de Vendas (-0,1359), de Monitoramento e conformidade (-0,0215) e Clericais (-0,1484) reduzem o efeito médio do *labor pooling* na concentração ocupacional.

Dentro desta perspectiva, observa-se que nas ocupações que são intensivas nas habilidades supracitadas, que interagem negativamente com o *labor pooling*, os choques idiossincráticos no mercado de trabalho no período considerado contribuem para reduzir a concentração ocupacional. Isso pode sugerir uma menor importância da aglomeração ocupacional para esse grupo ou uma maior dispersão dos empregos nessas ocupações. No entanto, como o comportamento observado é baseado em uma alocação de equilíbrio no mercado de trabalho (empregos existentes), ele resulta das análises realizadas pelas firmas e trabalhadores sobre as vantagens e desvantagens associadas à aglomeração.

Esses efeitos negativos podem estar atrelados às deseconomias de escala. A aglomeração é um fenômeno urbano que envolve empresas e trabalhadores. As deseconomias de escala causadas pela aglomeração, que surgem a partir dos efeitos nocivos da concorrência, afetam tanto trabalhadores como empresas. De modo geral, sabe-se que os custos de adquirir habilidades podem ser distribuídos entre trabalhadores e empresas. As habilidades Cognitivas, por exemplo, são importantes para o desenvolvimento de qualquer empresa. Nesse aspecto, podem ser necessários maiores níveis de esforço individual e investimento em capital humano (escolaridade ou treinamento) no processo de aquisição dessas habilidades.

A competição por trabalhadores qualificados, em determinadas habilidades e treinamentos específicos, pode ser associada a um fator de deseconomia de aglomeração. Assim, as empresas podem preferir a dispersão desses trabalhadores, limitando a concorrência do mercado. Por sua vez, os trabalhadores com determinadas habilidades podem ser beneficiados na decisão de não se aglomerarem, pois uma das deseconomias de escala da aglomeração para os trabalhadores é o aumento da oferta de trabalho especializado e sua consequente diminuição dos salários. Dessa forma, o perfil de habilidades que exige maior investimento em capital humano, ao limitar a concentração ocupacional, pode favorecer tanto empresas como trabalhadores, minimizando os efeitos das deseconomias de escala para ambos.

6. Conclusão

O objetivo desse estudo foi avaliar o efeito do *labor pooling* sobre a aglomeração ocupacional no mercado de trabalho formal do Brasil. A medida utilizada para a aglomeração ocupacional foi o índice de Ellison-Glaeser (1997), modificado e adaptado por Gabe e Abel (2009). A estratégia empírica consistiu na estimação de um painel de dados para o período de 2009 a 2018, no nível da ocupação do trabalhador.

Verificou-se que o estimador de Efeitos Fixos se mostra mais adequado para a modelagem empírica desenvolvida nessa pesquisa. Com base nesse modelo, foi observado que o *labor pooling* só apresenta efeito estatisticamente significativo quando se considera a sua interação com os fatores de habilidade ocupacionais. Os resultados indicam a importância em avaliar e isolar os efeitos de *sharing (labor pooling)*, *learning* e *matching*. Dado que as variáveis de interação foram significantes, tem-se um indício de complementariedade dos efeitos

supracitados. Desse modo, os resultados dessa pesquisa confirmam a principal hipótese levantada por Gabe e Abel (2009) acerca do poder das externalidades de conhecimento e habilidades na determinação da aglomeração ocupacional.

Ao avaliar os efeitos das habilidades é notório a importância das habilidades de Vendas para o aumento da concentração ocupacional. Esta habilidade apresentou o maior efeito positivo, o que se mostrou compatível com o resultado de que a ocupação “Vendedores do comércio varejista” foi a mais concentrada. Maciente, Rauhen e Kubota (2019) indicam que a partir da Quarta Revolução Industrial as ocupações que envolvem trabalho rotineiro e força física perderão importância em detrimento daquelas mais complexas que exijam habilidades cognitivas, de engenharia, interpessoais, gerenciais e habilidades ligadas às ciências. No Brasil, as habilidades Cognitivas, de Experiência no trabalho, de Manutenção e operação, de Assistência, de Design e engenharia, de Precisão e automação, de Telecomunicação, de Trabalho em grupo e de Monitoramento e conformidade exercem um impacto negativo na concentração ocupacional, ou seja, de modo geral, as ocupações mais concentradas são aquelas que requerem menor complexidade de habilidades. Logo, os Arranjos Populacionais que têm maior concentração ocupacional e, portanto, menor conteúdo de habilidades complexas, podem sofrer impactos negativos frente a nova revolução tecnológica.

No modelo completo, o efeito médio do *labor pooling* se mostrou significativo e positivo, conforme previsto por Krugman (1991) e Overman e Puga (2010). O efeito marginal do *labor pooling* apresentou comportamento heterogêneo. O efeito marginal do *labor pooling* passa a ser negativo considerando a interação com as seguintes habilidades: de Transporte, Artísticas, de Trabalho supervisionadas, de Ensino e ciências sociais, Força física, de Telecomunicação, de Vendas, de Monitoramento e conformidade e Clericais. Esses efeitos negativos indicam que a heterogeneidade dos choques nas ocupações pode não atuar aumentando a concentração quando se considera essas habilidades. Nessa situação, os choques no mercado de trabalho podem gerar deseconomias de escala.

Nesse contexto, é fundamental que as políticas públicas para o mercado de trabalho considerem a importância da aglomeração para cada ocupação e como o novo padrão produtivo pode impactar essa aglomeração, a partir das mudanças que ele gera sobre o perfil de habilidades demandadas. Dessa forma, seria possível antecipar possíveis perdas de bem-estar ao considerar um conjunto de políticas que permitam desenvolver as habilidades mais requisitadas. Por fim, extensões futuras desse trabalho envolvem avaliar a coaglomeração ocupacional que permite verificar a tendência de trabalhadores com perfis de habilidades semelhantes se aglomerarem. Além disso, outra extensão interessante é avaliar o efeito marginal do *labor pooling* e das habilidades para os setores de atividade econômica no Brasil, de modo que seja possível analisar a concentração ocupacional intrasetorial.

Referências

- ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. *In: ASHENFELTER, O.; CARD, D. (ed.). Handbook of labor economics*, [S.l]: Elsevier, 2011. v. 4, p. 1043-1171.
- ALMEIDA, E. T.; ROCHA, R. M. Labor pooling as an agglomeration factor: Evidence from the Brazilian Northeast in the 2002–2014 period. **Economia**, n. 19, p. 236–250, 2018
- ANDRADE, P. H. P.; GONÇALVES, E.; FREGUGLIA, R. S. Concentração geográfica de ocupações por regiões metropolitanas brasileiras. **Revista Brasileira de Estudos Regionais e Urbanos (RBERU)**, v. 8, n. 2, p. 155-173, 2014.
- COMBES, P. P.; GOBILLON, L. The empirics of agglomeration economies. *In: DURANTON, G.; HENDERSON, J. V.; STRANGE, W. C. (eds.). Handbook of Regional and Urban Economics*. Amsterdam: Elsevier, 2015. p. 247-348.

DURANTON, G.; OVERMAN, H. G. Testing for localization using micro-geographic data. **The Review of Economic Studies**, v. 72, n. 4, p. 1077–1106, 2005.

DURANTON, G.; PUGA, D. Micro-foundations of urban agglomeration economies. *In*: ELLISON, G.; GLAESER, E. L. Geographic Concentration in US Manufacturing Industries: A Dartboard Approach. **Journal of Political Economy**, v. 105, n. 5, 1997.

ELLISON, G.; GLAESER, E. L. The geographic concentration of industry: Does natural advantage explain agglomeration? **The American Economic Review**, v. 89, n. 2, p. 311-316, 1999.

ELLISON, G.; GLAESER, E. L.; KERR, W. R. What causes industry agglomeration? Evidence from coagglomeration patterns. **The American Economic Review**, v. 100, n. 3, p. 1195–1213, 2010.

EHRL, P.; MONASTERIO, L. Spatial skill concentration agglomeration economies. **Journal Regional Science**, v. 61, p. 1–22, 2020.

FUJITA, M.; KRUGMAN, P.; VENABLES, A. **The spatial economy: cities, regions and international trade**. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1999.

GABE, T. M.; ABEL, J. R. **Labor market pooling and occupational agglomeration**. New York: Federal Reserve Bank of New York Staff Reports, n. 392, 2009. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1473365>. Acesso em: 13 mar. 2019.

GOLDMAN, B.; KLIER, T.; WALSTRUM, T. Within-industry agglomeration of occupations: Evidence from census microdata. **Journal Regional Science**, v. 59, n. 5, p. 1-21, 2019.

HANUSHEK, E. A.; WOESSMANN, L. The Role of Cognitive Skills in Economic Development. **Journal of Economic Literature**, v. 46, n. 3, p. 607-668, 2008.

HECKMAN, J. J.; STIXRUD, J.; URZUA, S. The Effects of cognitive and noncognitive abilities on labor market outcomes and social behavior. **Journal of Labor Economics**, v. 24, n. 3, p. 411-482, 2006.

IBGE. **Arranjos populacionais e concentrações urbanas do Brasil**. 2. ed. Rio de Janeiro, 2016. Disponível em: https://www.ibge.gov.br/apps/arranjos_populacionais/2015/pdf/publicacao.pdf. Acesso em: 14 jun. 2019.

KRUGMAN, P. R. **Geography and trade**. Cambridge, MA: Mit Press, 1991.

MACEDO, M. **Produtividade: algumas observações**. *In*: SEMINÁRIO ABDI/IPEIA REDE DE PESQUISA FORMAÇÃO E MERCADO DE TRABALHO. Brasília, 2012.

MACIENTE, A. **The determinants of agglomeration in Brazil: input-output, labor and knowledge externalities**. 2013. Tese (Doutorado em Economia) — University of Illinois at Urbana-Champaign, 2013.

MACIENTE, A. N.; RAUEN, C. V.; KUBOTA, L. C. Tecnologias digitais, habilidades ocupacionais e emprego formal no Brasil entre 2003 e 2017. **Mercado de Trabalho: Conjuntura e Análise**, v. 25, n. 66, p. 1-15, 2019.

MARSHALL, A. **Principles of economics**. 8 ed. London: Macmillan, 1920.

OVERMAN, H. G.; PUGA, D. Labor Pooling as a Source of Agglomeration: An Empirical Investigation. *In*: GLAESER, E. L. **Agglomeration economics**. [S.l.]: University of Chicago Press, 2010. p. 133-150.

PUGA, D. The magnitude and causes of agglomeration economies. **Journal of Regional Science**, v. 50, n.1, p. 203-219, 2010.

ROSENTHAL, S. S.; STRANGE, W. C. The determinants of agglomeration. **Journal of Urban Economics**, v. 50, n. 2, p. 191–229, 2001.