U.PORTO

FEP FACULDADE DE ECONOMIA
UNIVERSIDADE DO PORTO

Capital humano, automação e desigualdade de rendimentos – Uma análise comparada entre países

Vasco Vieira Claro Constantino

Dissertação em economia

Mestrado em Economia

2026

Resumo: A presente dissertação analisa de que forma a composição do capital humano influencia a relação entre automação e desigualdade de rendimentos numa perspetiva comparada entre países. A questão de investigação por sua vez centra-se em compreender se diferentes níveis e estruturas de capital humano condicionam os efeitos distributivos do progresso tecnológico.

O trabalho enquadra-se na literatura económica sobre mudança tecnológica enviesada para as qualificações, crescimento endógeno e desigualdade de rendimentos, que sublinha o papel central do capital humano na moderação dos impactos distributivos do progresso tecnológico. Esta literatura sugere que embora a automação promova ganhos de produtividade, os seus efeitos sobre a desigualdade dependem da estrutura das qualificações e das competências disponíveis. A nível metodologico vai ser adotada uma abordagem empírica baseada em modelos de dados em painel para um conjunto alargado de países. A automação, por sua vez, será medida por indicadores de intensidade tecnológica, a desigualdade de rendimentos por indicadores como o coeficiente de Gini, e o capital humano por variáveis associadas ao nível e à composição educacional. Este modelo empírico incluirá termos de interação entre automação e capital humano, permitindo assim avaliar o papel moderador deste último nos efeitos distributivos do progresso tecnológico

Códigos JEL: **D63; E24; J24; O15; O33**

Palavras-chave: Automação, Capital Humano, Desigualdade de Rendimentos, Mudança tecnológica, Mercado de trabalho, Comparação internacional

Abstract: This dissertation analyses how the composition of human capital influences the relationship between automation and income inequality from a cross-country comparative perspective. The research question focuses on understanding whether different levels and structures of human capital condition the distributional effects of technological progress.

The study is grounded in the economic literature on skill-biased technological change, endogenous growth, and income inequality, which highlights the central role of human capital in moderating the distributional impacts of technological progress. This literature suggests that, although automation can promote productivity gains, its effects on income distribution depend, in part, on the structure of qualifications and skills available within an economy.

Methodologically, the study adopts an empirical approach based on panel data models for a broad set of countries. Automation will be measured through indicators of technological intensity, while income inequality will be assessed using indicators such as the Gini coefficient. Human capital will be operationalised through variables capturing both its level and educational composition. The empirical model will also include interaction terms between automation and human capital, making it possible to assess whether and to what extent human capital plays a moderating role in the distributional effects of technological progress.

JEL Classification: D63; E24; J24; O15; O33

Keywords: Automation; Human Capital; Income Inequality; Technological Change; Labour Market; Cross-Country Comparison

Índice

Resumo: ii
Abstract: iii
Índice ..... a
Índice de Tabelas c
1. Introdução 1
2. Revisão de literatura 2
2.1 Crescimento económico e desigualdade: para além das médias 2
2.2 Capital humano e crescimento económico 7
2.3 Automação, mudança tecnológica e mercado de trabalho 11
2.4 Capital humano como moderador dos efeitos distributivos da automação 15
2.5 Implicações para a pobreza e mobilidade social 20
3. Metodologia e Estratégia Empírica 27
3.1 Amostra e Fontes de Dados 28
3.1.1 Período de observação 28
3.1.2 Amostra de países 28
3.1.3 Fontes de dados por variável 29
3.1.4 Notas metodológicas sobre a qualidade dos dados 29
3.2 Construção dos Indicadores 29
3.2.1 Variável dependente — Desigualdade de rendimentos 29
3.2.2 Automação 30
3.2.3 Composição do capital humano 30
3.2.4 Variáveis de controlo 30
3.2.5 Quadro-síntese de variáveis, fórmulas e sinais esperados 30
3.3 Modelo Econométrico 31
3.3.1 Especificação geral 31
3.3.2 Escolha entre efeitos fixos e efeitos aleatórios : Teste de Hausman 32
3.3.3 Multicolinariedade 32
3.3.4 Nota sobre causalidade 33
3.4 Estratégia de Estimação e Testes de Robustez 33

3.5 Estatísticas Descritivas e Caracterização da Amostra 33
4. Resultados Empíricos 36
4.1 Resultados para a Desigualdade de Rendimento Disponível 37
4.2 Resultados para a Desigualdade de Rendimento de Mercado 38
4.3 Testes de Robustez 39
5. Discussão e Análise dos Resultados Empíricos 41
5.1 Síntese dos Resultados Face à Questão de Investigação 41
5.2 Interpretação à Luz da Literatura 41
5.2.1 O canal de mercado: automação, competências complementares e skill premium 41
5.2.2 O papel da redistribuição: por que o efeito não se propaga ao rendimento disponível 42
5.2.3 Uma nota sobre os mecanismos de tarefas 43
5.3 Amostra e a Robustez do Resultado Central 43
5.4 Limitações da Análise 44
6. Conclusão 45
6.1 Síntese dos Principais Resultados e Contributos 45
6.2 Limitações e Vias de Investigação Futura 46
6.3 Considerações Finais 47
Apêndices ..... - 48 -
Apêndice A — Formalização Matemática do Coeficiente de Gini ..... - 48 -
Apêndice B — Notas Metodológicas Complementares sobre a Qualidade dos Dados ..... - 48 -
Apêndice C — Especificação Formal do Teste de Hausman ..... - 49 -
Apêndice D — Especificação do Fator de Inflação da Variância (VIF) ..... - 49 -
Referências I
Anexos lii
Anexo A — Amostra de Países e Disponibilidade de Dados de Automação lii
Anexo B — Fontes de Dados Utilizadas lii

Índice de Tabelas

Quadro 3.1 — Variáveis do modelo: definição, fórmula, fonte e sinal esperado 30

Quadro 3.2 — Estatísticas descritivas da variável Automação, por país, 2015–2023 33

Quadro 3.3 — Estatísticas descritivas das restantes variáveis (painel completo, 2015–2023) 34

Quadro 3.4 — Matriz de correlação das variáveis explicativas 34

Figura 3.1 — Evolução da densidade de robôs industriais por país, 2015–2023 34

Figura 3.2 — Evolução da desigualdade de rendimentos (Gini disponível) por país 35

Figura 3.3 — Evolução da composição do capital humano (% ensino superior) por país 35

Quadro 4.1 — Automação, Composição do Capital Humano e Desigualdade de Rendimento Disponível 37

Quadro 4.2 — Automação, Composição do Capital Humano e Desigualdade de Rendimento de Mercado 38

Quadro 4.3 — Testes de Robustez do Coeficiente de Interação (β_3) 39

Quadro A.1 — Países incluídos na amostra e disponibilidade de dados de automação, 2015–2023 lii

Quadro A.2 — Fontes de dados utilizadas lii

1. Introdução

Nas últimas décadas, a automação tem-se vindo a afirmar como um dos principais motores do crescimento económico e social. O avanço do mundo tecnológico em áreas como as tecnologias digitais, a inteligência artificial e a robótica estão a reinventar os processos produtivos e o mercado de trabalho, fazendo assim com que haja uma alteração na distribuição de rendimentos dentro e entre países. Contudo, o impacto da automação na desigualdade de rendimentos não é uniforme. Enquanto algumas economias conseguem diminuir os efeitos da automação, outras enfrentam um agravamento destes.

Esta alteração sugere que a composição do capital humano, entendida como o conjunto de competências, qualificações e capacidades cognitivas e técnicas da força de trabalho, desempenhem um papel crucial na forma como cada país responde aos seus desafios e oportunidades criadas pela automação (Becker, 1993).

Assim sendo, a presente dissertação tem como questão de investigação a seguinte: "De que forma a composição do capital humano influencia a relação entre automação e desigualdade de rendimento entre países?". Esta dissertação propõe analisar como diferentes níveis e estruturas de capital humano condicionam os efeitos da automação sobre a distribuição de rendimentos, contribuindo para uma compreensão mais abrangente das desigualdades económicas globais na era tecnológica em que vivemos.

O debate sobre os efeitos da automação e da digitalização sobre a desigualdade salarial tem ganho grande relevância na literatura económica. Desde estudos clássicos sobre o *skill-biased technological change (Autor et al., 2003b)* até abordagens mais recentes sobre o *routine-biased technological change (Goos et al., 2014)*, tem-se demonstrado que as novas tecnologias favorecem trabalhadores altamente qualificados, aumentando assim o *skill premium* e a variação do mercado de trabalho.
Contudo, (Nakamura & Zeira, 2024) desenvolveram um modelo baseado em tarefas para analisar o crescimento do desemprego face à automação. O estudo distingue dois tipos de mudanças tecnológicas, sendo estes a automação, que converte tarefas laborais em tarefas mecanizadas, e a criação de novas tarefas, que aumenta a especialização de tarefas laborais por parte do capital humano. Os autores demonstram ainda que, embora a automação possa gerar algum desemprego, a criação subsequente de novas tarefas contrabalança esse efeito, levando, a longo prazo, a uma convergência do desemprego para zero. Este resultado verifica-se, pois, a interação de mercado entre automação e inovação comprova que quanto maior os níveis de automação, mais rapidamente se criam novas tarefas, o que por sua vez aumenta a produtividade marginal do trabalho e, consequentemente, os salários.

Em contrapartida, (Afonso, 2024) analisa a relação entre automação e crescimento económico a partir de um modelo de equilíbrio dinâmico geral que integra capital físico, capital de automação e trabalho qualificado e não qualificado. Com isto, o autor demonstra que a substituição de trabalho não qualificado por automação aumenta a produtividade e pode sustentar o crescimento económico mesmo em contextos onde se verifique envelhecimento ou declínio populacional. A seu ver, o autor afirma ainda que a automação atua simultaneamente como força de substituição, mas ao mesmo tempo de complementaridade, isto porque, apesar de substituir as tarefas realizadas por trabalhadores com menor grau de qualificação, a automação reforça a importância do trabalho qualificado e do conhecimento tecnológico, fazendo assim com que a relação entre tecnologia e qualificação laboral impulsione o progresso técnico e o crescimento endógeno. Contudo, o autor também reconhece que a automação agrava a desigualdade, pois esta traduz-se num aumento do *skill premium,* exigindo assim que esta venha complementada com políticas de qualificação e requalificação que assegurem uma distribuição mais equitativa dos ganhos tecnológicos.

Posto isto, o principal objetivo desta dissertação consiste em analisar de que forma a composição do capital humano influencia a relação entre automação e desigualdade de rendimento entre países. Para concretizar este propósito, a investigação irá procurar empiricamente a relação entre nível de automação, a composição do capital humano e os indicadores de desigualdade salarial. Irá também comparar grupos de países com diferentes níveis de desenvolvimento e intensidade tecnológica, identificar os mecanismos pelos quais o capital humano atua como moderador dos efeitos distributivos da automação. A relevância desta investigação reside, portanto, na sua capacidade de esclarecer os mecanismos através dos quais o capital humano pode atenuar os impactos assimétricos da automação sobre a distribuição de rendimentos, oferecendo uma perspetiva útil para decisores políticos e instituições internacionais empenhadas em promover uma transição tecnológica mais equitativa e sustentável.

2. Revisão de literatura

2.1 Crescimento económico e desigualdade: para além das médias

A relação entre crescimento económico e desigualdade de rendimentos constitui um dos debates mais persistentes da literatura sobre desenvolvimento económico, assumindo particular relevância quando se pretende compreender por que motivo trajetórias de crescimento aparentemente semelhantes produzem resultados sociais tão distintos entre países. Durante grande parte do século XX, o crescimento económico foi entendido como uma condição praticamente suficiente para a melhoria das condições de vida das populações. Partia-se do pressuposto de que o aumento da produção agregada se traduziria, com o tempo, numa melhoria generalizada do bem-estar,

independentemente da forma como os rendimentos se distribuíam entre os diferentes grupos sociais. Esta leitura, ancorada sobretudo em indicadores como o Produto Interno Bruto per capita, começou a ser progressivamente questionada à medida que a evidência empírica revelou que economias com taxas de crescimento semelhantes podem apresentar evoluções muito diferentes ao nível da pobreza, da distribuição do rendimento e da mobilidade social. Esta constatação obriga a uma reformulação do problema: analisar apenas o comportamento agregado do rendimento é insuficiente para compreender o impacto real do crescimento sobre o bem-estar das populações, sendo necessário complementar essa análise com uma leitura distributiva.

O contributo de (Ravallion, 2001) é central para esta discussão, na medida em que sistematiza a ideia de que é necessário "ir além das médias" quando se pretende avaliar os efeitos sociais do crescimento económico. O autor demonstra que, embora exista uma relação geral entre crescimento e redução da pobreza, a intensidade dessa relação não é uniforme, dependendo criticamente da distribuição do rendimento observada no início do período analisado. Em economias caracterizadas por níveis relativamente elevados de desigualdade inicial, uma determinada taxa de crescimento do rendimento médio tende a traduzir-se numa redução da pobreza inferior à que se observaria numa economia com uma distribuição inicial mais equilibrada. Este resultado tem implicações metodológicas importantes: coloca a distribuição inicial do rendimento no centro da análise, e não apenas como uma variável de controlo secundária. Segundo esta lógica, duas economias com evoluções semelhantes do PIB per capita podem, em virtude das suas estruturas distributivas iniciais distintas, apresentar trajetórias de pobreza completamente diferentes.

Este argumento implica ainda que a desigualdade funciona como um mecanismo de transmissão, ou de bloqueio, dos benefícios do crescimento económico. Quando uma parcela considerável do rendimento nacional está concentrada nos grupos situados no topo da distribuição, um aumento do rendimento agregado pode coexistir com melhorias relativamente reduzidas nas condições de vida dos indivíduos posicionados na base da distribuição. O crescimento económico não deve, portanto, ser interpretado como um processo necessariamente homogéneo, no qual todos os grupos sociais beneficiam de forma proporcional; pelo contrário, a repartição efetiva dos ganhos depende da estrutura distributiva pré-existente em cada economia. Esta constatação é especialmente relevante para investigações de natureza comparada, uma vez que países com níveis semelhantes de PIB per capita podem exibir padrões distributivos substancialmente diferentes, assim como economias com taxas de crescimento próximas podem seguir trajetórias distintas em termos de desigualdade. Uma comparação internacional que se baseie exclusivamente na evolução

média dos rendimentos corre o risco de ocultar diferenças fundamentais nas condições económicas efetivamente enfrentadas pelas populações.

É também a partir desta linha de raciocínio que se pode discutir o conceito de crescimento inclusivo. Um processo de crescimento pode ser considerado mais inclusivo quando os seus benefícios se distribuem por uma parte alargada da população, particularmente quando os grupos situados nos níveis inferiores da distribuição conseguem participar efetivamente nas oportunidades económicas geradas. Inversamente, quando os ganhos se concentram num número restrito de indivíduos, é possível observar, em simultâneo, crescimento económico e agravamento da desigualdade, um cenário que a mera observação do PIB per capita não permite identificar. Esta distinção conceptual entre crescimento económico, enquanto expansão da capacidade produtiva de uma economia, e alterações na distribuição do rendimento, enquanto forma como esse produto é repartido, é essencial: uma economia pode crescer mantendo estável a sua distribuição, crescer com redução da desigualdade, ou crescer com aumento da concentração dos rendimentos, sendo estas três trajetórias empiricamente distintas e teoricamente relevantes.

Complementarmente, a literatura sugere que esta relação entre crescimento e desigualdade não deve ser lida apenas numa perspetiva estática, mas antes numa lógica dinâmica e potencialmente bidirecional. Ostry et al. (2014) introduzem um contributo decisivo ao mostrarem que a desigualdade não é apenas um resultado do processo de crescimento, mas pode também condicionar a sua sustentabilidade futura. Com base numa análise comparativa entre países, os autores concluem que níveis mais reduzidos de desigualdade tendem a estar associados a períodos de crescimento económico mais longos e estáveis, ao passo que economias com desigualdade mais acentuada tendem a experienciar episódios de crescimento mais curtos e voláteis. Este resultado é particularmente relevante porque coloca em causa a ideia, frequentemente assumida na literatura económica tradicional, de que existiria necessariamente um trade-off rígido entre eficiência económica e equidade distributiva. Os autores demonstram, adicionalmente, que a redistribuição não apresenta, na generalidade dos casos analisados, efeitos negativos significativos sobre o crescimento, exceto em situações de redistribuição extrema, sugerindo que políticas redistributivas moderadas podem, na verdade, contribuir indiretamente para uma maior sustentabilidade das trajetórias de crescimento, ao atenuarem os níveis de desigualdade.

Esta perspetiva bidirecional é reforçada quando se introduz a dimensão das oportunidades económicas na análise da desigualdade. Bourguignon et al. (2007) desenvolvem o conceito de "armadilhas de desigualdade", segundo o qual desigualdades persistentes podem resultar de estruturas institucionais e sociais que reproduzem, ao longo do tempo, diferenças no acesso a

oportunidades económicas. Nesta ótica, a desigualdade não se limita a uma fotografia estática da distribuição do rendimento num determinado momento, estando antes associada a mecanismos que condicionam a capacidade dos indivíduos para melhorar, de forma sustentada, a sua posição económica relativa. Estas armadilhas ajudam a explicar por que motivo processos de crescimento aparentemente semelhantes produzem resultados distributivos tão diferentes entre países: quando certos grupos enfrentam barreiras persistentes de acesso a oportunidades, sejam elas educativas, financeiras ou institucionais, os benefícios do crescimento tendem a concentrar-se nos indivíduos que já partem de uma posição relativamente vantajosa.

Um contributo teórico complementar é oferecido por Galor and Zeira (1993),que estabelecem uma ligação formal entre a distribuição inicial da riqueza e o desempenho macroeconómico de longo prazo. Num contexto de imperfeições nos mercados de crédito em que os indivíduos não conseguem financiar integralmente investimentos produtivos ou educativos através de garantias futuras, a posição inicial de cada indivíduo na distribuição da riqueza determina, em larga medida, a sua capacidade de realizar esses investimentos. Este mecanismo tem implicações relevantes: a desigualdade deixa de ser interpretada como um mero subproduto do processo de crescimento, passando a ser encarada como um determinante causal das trajetórias económicas futuras. A distribuição inicial dos recursos, ao condicionar quem tem efetivamente capacidade para investir, acaba por influenciar o nível de produção agregada e a evolução da economia ao longo do tempo, um argumento que, embora aqui apresentado de forma geral, ganhará maior desenvolvimento quando for aplicado especificamente ao investimento em capital humano, na secção seguinte desta revisão de literatura.

A persistência das diferenças distributivas assume, adicionalmente, uma dimensão intergeracional que não pode ser ignorada numa análise centrada exclusivamente no curto prazo. Corak (2013) demonstra que países com níveis mais elevados de desigualdade de rendimento tendem também a apresentar níveis mais reduzidos de mobilidade social entre gerações, uma relação que ficou conhecida na literatura como "Great Gatsby Curve". Este resultado sugere que as condições económicas vividas por uma geração não são independentes das oportunidades disponíveis para a geração seguinte, o que introduz um elemento de persistência estrutural na análise da desigualdade: se os benefícios do crescimento se concentram, de forma recorrente, nos mesmos grupos sociais, e se essa concentração se transmite entre gerações, então um aumento do rendimento médio de uma economia pode perfeitamente coexistir com estruturas sociais relativamente rígidas e pouco permeáveis à mudança. Heckman and Mosso (2014) aprofundam esta ideia ao evidenciarem a importância das condições vividas ao longo do ciclo de vida, particularmente na primeira infância, para a formação de capacidades cognitivas e não cognitivas, sublinhando que as oportunidades

disponíveis a cada indivíduo não são independentes da sua origem socioeconómica. Embora o tratamento mais aprofundado do papel do capital humano seja reservado para secções posteriores desta revisão, o contributo destes dois autores é relevante neste ponto porque demonstra que desigualdades observadas num determinado momento podem gerar efeitos que se prolongam muito para além desse período, condicionando as capacidades e oportunidades futuras dos indivíduos.

A dimensão internacional acrescenta ainda uma camada adicional de complexidade a esta discussão. Milanovic (2011), na sua análise da evolução da desigualdade numa perspetiva global, mostra que os processos de transformação económica — como a globalização e a integração dos mercados, geram, de forma sistemática, grupos de vencedores e de perdedores, tanto no interior de cada país como na comparação entre diferentes países. A evolução do rendimento a nível mundial não pode, por isso, ser adequadamente compreendida apenas através de médias nacionais: alterações na economia global beneficiam de forma muito distinta diferentes grupos de trabalhadores, consoante a posição que ocupam na distribuição do rendimento e a estrutura produtiva em que estão inseridos. Esta análise é particularmente útil para uma investigação de natureza comparada, na medida em que evidencia que a desigualdade possui, em simultâneo, uma dimensão nacional e uma dimensão internacional: o crescimento económico de diferentes regiões do globo pode contribuir para reduzir certas disparidades entre países, ao mesmo tempo que coexiste com o agravamento da desigualdade no interior de algumas economias específicas.

Em face desta heterogeneidade de resultados, torna-se claro que a utilização exclusiva de indicadores médios é insuficiente para caracterizar adequadamente as trajetórias económicas dos países. O PIB per capita mantém-se como um indicador fundamental para avaliar o nível e a evolução da atividade económica, mas deve ser necessariamente complementado por medidas capazes de captar a dimensão distributiva do rendimento, como o coeficiente de Gini, que sintetiza o grau de concentração da distribuição, ou rácios comparativos entre diferentes segmentos da população, que permitem avaliar a distância relativa entre os grupos situados no topo e na base da distribuição de rendimentos. A utilização conjunta destes indicadores, de crescimento e de desigualdade, possibilita uma caracterização substancialmente mais completa e robusta das trajetórias de desenvolvimento económico dos diferentes países, algo particularmente importante numa investigação que pretende comparar economias com diferentes níveis e ritmos de desenvolvimento.

2.2 Capital humano e crescimento económico

O capital humano é um dos elementos centrais para explicar as diferenças de crescimento e desenvolvimento entre países. Se, como discutido na secção anterior, a análise do crescimento económico não pode limitar-se à evolução do rendimento médio, é igualmente necessário compreender os fatores que determinam a capacidade de uma economia para gerar crescimento sustentado e distribuir as oportunidades a ele associadas. Neste contexto, a educação, as qualificações e as competências da população influenciam diretamente a produtividade dos trabalhadores, a capacidade de inovação e a adaptação às transformações da estrutura produtiva.

O conceito de capital humano tem um dos seus fundamentos essenciais em (Becker, 1993), que trata a educação e a formação como formas de investimento capazes de aumentar a capacidade produtiva dos indivíduos. Tal como o investimento em capital físico, o investimento em educação implica custos no presente com expectativa de retornos futuros — traduzidos em maior produtividade e rendimento ao longo da vida. Esta abordagem permite ler a educação não apenas como uma dimensão social do desenvolvimento, mas também como um investimento com consequências económicas diretas, com uma dimensão individual e uma dimensão agregada. Esta perspetiva tornou-se central para a análise económica da educação e do funcionamento do mercado de trabalho.

A relevância do capital humano ultrapassa, contudo, os seus efeitos sobre a produtividade individual. A literatura do crescimento económico incorporou-o progressivamente como mecanismo capaz de explicar diferenças persistentes entre trajetórias de desenvolvimento, sobretudo através dos modelos de crescimento endógeno, que atribuem à acumulação de conhecimento e competências um papel central no crescimento de longo prazo. Lucas (1988) oferece uma das contribuições fundamentais neste domínio ao incorporar explicitamente o capital humano num modelo de crescimento, representando uma alteração relevante face às abordagens em que o crescimento dependia de um progresso tecnológico tratado como exógeno. Ao colocar a acumulação de competências no centro do processo, o autor permite compreender como decisões dos próprios agentes económicos influenciam a trajetória de desenvolvimento de uma economia: à medida que os indivíduos adquirem mais conhecimento, tornam-se capazes de produzir com maior eficiência, adotar métodos mais avançados e contribuir para processos de inovação e aprendizagem, gerando efeitos persistentes sobre o crescimento e não apenas um aumento pontual do rendimento.

Um elemento particularmente relevante nesta abordagem é a existência de efeitos que ultrapassam os benefícios privados do investimento individual em formação. A concentração de trabalhadores

com elevado capital humano pode gerar externalidades positivas sobre a produtividade de outros trabalhadores e sobre o funcionamento geral da economia, na medida em que o conhecimento se transmite através da interação entre trabalhadores, da organização da produção e de processos de aprendizagem coletiva. Esta dimensão ajuda a explicar por que motivo o capital humano pode gerar retornos agregados superiores à soma dos retornos individuais: uma força de trabalho mais qualificada facilita a circulação de conhecimento, melhora a capacidade organizativa das empresas e favorece práticas produtivas mais eficientes.

A abordagem referida anteriormente fornece ainda uma base para compreender diferenças persistentes entre países: se a acumulação de capital humano influencia a produtividade e o crescimento, economias com diferentes níveis iniciais de educação podem apresentar capacidades distintas para gerar rendimento e sustentar o desenvolvimento, sobretudo quando os benefícios dessa acumulação produzem efeitos cumulativos ao longo do tempo. Esta perspetiva é complementada por Romer (1990), que coloca o conhecimento e a inovação no centro do processo de crescimento. Ainda que a sua abordagem se concentre na produção de novas ideias e no progresso tecnológico, o capital humano desempenha um papel estratégico, na medida em que a criação de conhecimento depende da disponibilidade de recursos humanos qualificados capazes de participar em atividades de investigação e desenvolvimento.

Estudos mais recentes têm procurado sistematizar e testar empiricamente esta relação a nível global. Osiobe (2019) numa revisão da literatura sobre capital humano e crescimento económico, confirma-se que a esmagadora maioria dos estudos empíricos publicados na última década encontra um efeito positivo e estatisticamente significativo do capital humano sobre o crescimento, embora a magnitude desse efeito varie consideravelmente consoante a forma como o capital humano é medido e o grupo de países analisado, um argumento que reforça precisamente a necessidade de olhar para além dos indicadores médios de escolaridade.

Considerar apenas o nível médio de capital humano revela-se, no entanto, insuficiente. Tal como a análise do rendimento médio pode ocultar diferenças distributivas relevantes, indicadores agregados de educação podem esconder diferenças significativas na forma como as competências se distribuem dentro de uma economia. Dois países podem apresentar níveis médios semelhantes de escolaridade e, ainda assim, possuir estruturas de capital humano bastante distintas, num caso as qualificações relativamente distribuídas pela população, no outro fortemente concentradas num grupo reduzido. É por isso que a composição do capital humano, mais do que apenas a sua quantidade média, assume particular relevância para esta investigação: os efeitos económicos da

acumulação de competências podem depender não só do seu nível agregado, mas também da capacidade de diferentes grupos acederem à educação e às oportunidades de qualificação.

Esta distinção entre quantidade e qualidade do capital humano ganhou um forte suporte empírico recente com o trabalho de Angrist et al. (2021),publicado na revista Nature. Os autores constroem uma base de dados global e comparável sobre resultados de aprendizagem para 164 países, demonstrando que a aprendizagem efetiva, e não apenas os anos de escolarização, está fortemente associada ao crescimento económico, e que o capital humano, quando medido desta forma mais rigorosa, explica até um terço das diferenças de rendimento entre países. Este resultado é particularmente relevante para a presente investigação, na medida em que confirma que os anos médios de escolaridade, enquanto proxy tradicional do capital humano, podem sobrestimar ou subestimar significativamente as competências efetivamente disponíveis numa economia, especialmente em contextos onde a qualidade dos sistemas educativos é heterogénea.

Esta relação entre capital humano e crescimento não é independente da distribuição inicial de recursos: como discutido na secção 2.1 a propósito de Galor and Zeira (1993), imperfeições nos mercados de crédito podem impedir que famílias com menos recursos invistam em educação mesmo quando teriam capacidade para o fazer, e essa desigualdade de acesso tende a persistir entre gerações (Corak, 2013; Heckman & Mosso, 2014). Bourguignon et al. (2007) sintetizam este mecanismo através do conceito de armadilhas de desigualdade: quando o acesso à educação depende da posição socioeconómica inicial, a distribuição das competências tende a tornar-se progressivamente mais desigual.

Para uma análise comparada entre países, esta distinção entre quantidade e qualidade do capital humano é especialmente importante: países com escolaridade média semelhante podem apresentar diferenças consideráveis na composição do capital humano, devido a variações na qualidade dos sistemas educativos ou na distribuição das oportunidades de formação. É precisamente esta preocupação metodológica que está na base da criação do Índice de Capital Humano do Banco Mundial. Kraay (2020) no documento de referência que descreve a metodologia deste índice, explica-se que a medida combina indicadores de educação e de saúde para estimar a produtividade que uma criança nascida hoje pode esperar alcançar até aos 18 anos, tendo em conta os riscos de má educação e de má saúde no país onde vive. Esta abordagem tem a vantagem de ir além dos anos de escolaridade enquanto proxy única, ao incorporar simultaneamente dimensões de saúde e de aprendizagem efetiva, o que a torna particularmente adequada para uma investigação, como a presente, que pretende captar a composição e não apenas o nível médio de capital humano entre países.

A composição do capital humano pode ser entendida como a estrutura das qualificações existentes numa economia, incluindo a proporção de indivíduos com diferentes níveis de escolaridade e, mais amplamente, a distribuição das capacidades relevantes para a participação no mercado de trabalho. As próprias implicações dos modelos de crescimento endógeno ilustram a importância desta distinção: se o capital humano aumenta a produtividade e facilita a difusão de conhecimento, como sugerem (Lucas, 1988) e (Romer, 1990),então uma economia com competências amplamente distribuídas pode responder de forma diferente de uma economia em que essas competências estão concentradas numa pequena parcela da população, mesmo que ambas possuam indivíduos altamente qualificados.

Existe, assim, uma relação potencialmente circular entre capital humano, desigualdade e crescimento, isto pois, o investimento em capital humano aumenta a produtividade e contribui para o crescimento; a distribuição inicial do rendimento condiciona a capacidade dos indivíduos para realizar esse investimento, como demonstram (Galor & Zeira, 1993) e as diferenças resultantes na acumulação de capital humano traduzem-se posteriormente em diferenças de produtividade e rendimento, contribuindo para reproduzir ou alterar a estrutura distributiva da economia. Esta dinâmica circular é também confirmada em estudos regionais mais recentes: Wirajing et al. (2023) ao analisarem 48 países africanos entre 2000 e 2019, encontram uma relação positiva e robusta entre capital humano e crescimento económico, mostrando ainda que essa relação é reforçada quando o capital humano interage com outros fatores estruturais, como o acesso a infraestruturas digitais, um sinal de que os efeitos do capital humano sobre o crescimento não são fixos, mas dependem do contexto institucional e tecnológico de cada país.

Por estas razões, a relação entre capital humano e crescimento económico deve ser analisada numa perspetiva simultaneamente quantitativa, qualitativa e distributiva: importa não só a quantidade de educação existente numa economia, mas também a sua distribuição, a qualidade das competências adquiridas e a capacidade de os indivíduos continuarem a desenvolvê-las ao longo do tempo. Por esse motivo, indicadores como os anos médios de escolaridade, a percentagem da população com ensino secundário e superior, e cada vez mais também medidas de resultados de aprendizagem e de qualidade educativa, como as disponibilizadas pela base de dados de (Angrist et al., 2021), embora a sua utilização sistemática em análises de painel internacionais permaneça limitada pela cobertura temporal e por país disponível, são complementares entre si pois nenhuma medida isolada capta toda a complexidade do conceito.

2.3 Automação, mudança tecnológica e mercado de trabalho

A relação entre progresso tecnológico e mercado de trabalho constitui uma das principais áreas de investigação da economia do trabalho, sobretudo devido à capacidade das novas tecnologias para alterar os processos produtivos, a procura por diferentes tipos de trabalhadores e a distribuição dos rendimentos. Historicamente, o progresso tecnológico tem sido fundamental para o crescimento da produtividade e para a transformação das estruturas económicas, mas os seus efeitos sobre o mercado de trabalho não são uniformes: diferentes tecnologias podem complementar determinadas competências e substituir outras. Compreender os efeitos da automação exige, por isso, analisar não apenas o aumento da produtividade associado às novas tecnologias, mas também a forma como estas modificam as tarefas desempenhadas pelos trabalhadores e a procura relativa por diferentes tipos de trabalho — uma questão que se tornou ainda mais premente com a expansão das tecnologias de informação, da robotização e, mais recentemente, da inteligência artificial. Estas sucessivas vagas tecnológicas não substituem simplesmente umas às outras, mas coexistem frequentemente na mesma economia, afetando diferentes setores e ocupações com intensidade distinta e em momentos diferentes, o que torna a análise dos seus efeitos agregados particularmente complexa.

Uma das principais abordagens para compreender esta relação é a literatura sobre *skill-biased technological change*. Acemoglu (2002) apresenta uma síntese fundamental desta literatura, mostrando que uma parte significativa da mudança tecnológica do século XX apresentou um enviesamento favorável aos trabalhadores mais qualificados, aumentando a sua produtividade relativa e a procura pelas suas competências. Quando as novas tecnologias são complementares às competências dos trabalhadores qualificados, as empresas passam a valorizar mais essas competências, o que ajuda a explicar a evolução do *skill premium*, isto é, a diferença salarial associada a diferentes níveis de qualificação. Acemoglu (2002) demonstra ainda que a direção da mudança tecnológica não é completamente exógena: a própria disponibilidade de trabalhadores com determinadas competências pode incentivar o desenvolvimento de tecnologias complementares a essas competências, estabelecendo uma relação dinâmica entre a oferta de qualificações e a direção do progresso tecnológico, o que ajuda a explicar por que um aumento da oferta de trabalhadores qualificados não reduz necessariamente, de forma permanente, o retorno associado a essas qualificações. Esta endogeneidade da inovação tecnológica tem uma implicação importante para a análise comparada entre países: economias com diferentes dotações de capital humano podem atrair ou desenvolver tipos distintos de tecnologia, o que significa que a direção da mudança tecnológica observada num país não é necessariamente transponível para outro com uma estrutura de qualificações diferente.

A distinção entre trabalhadores qualificados e não qualificados revela-se, no entanto, insuficiente para compreender as transformações tecnológicas mais recentes, já que indivíduos com níveis semelhantes de educação podem desempenhar tarefas bastante distintas. Autor et al. (2003a) oferecem um contributo fundamental ao distinguirem tarefas rotineiras, descritas por procedimentos bem definidos e, por isso, mais facilmente codificáveis e automatizáveis, de tarefas não rotineiras, mais difíceis de automatizar quando exigem resolução de problemas, criatividade ou interação interpessoal, e onde a tecnologia tende antes a complementar o trabalho humano. Esta abordagem baseada em tarefas representa uma evolução importante face à leitura tradicional do *skill-biased technological change*, permitindo analisar quais as tarefas efetivamente afetadas pela tecnologia, e não apenas o nível formal de qualificação dos trabalhadores.

Esta linha de investigação viria a ser aplicada de forma sistemática por (Frey & Osborne, 2017), que desenvolveram uma metodologia para estimar a probabilidade de computorização de 702 ocupações nos Estados Unidos, com base nas tarefas que as compõem. Os autores estimam que cerca de 47% do emprego norte-americano se encontrava em ocupações com um risco elevado de automatização nas duas décadas seguintes, e mostram que essa probabilidade está negativamente associada aos salários e às habilitações académicas dos trabalhadores. Este resultado tornou-se uma referência incontornável na literatura sobre risco de automação, ainda que estudos posteriores tenham notado que a metodologia, ao considerar ocupações inteiras em vez de tarefas específicas dentro de cada ocupação, pode sobrestimar a proporção de emprego efetivamente em risco, uma limitação que a literatura subsequente, centrada na alocação de tarefas específicas em vez de ocupações completas, procurou corrigir.

Esta distinção entre tarefas ajuda igualmente a explicar a polarização do emprego: se as tecnologias substituem sobretudo tarefas rotineiras, as ocupações no centro da distribuição salarial podem ser particularmente afetadas, enquanto ocupações cognitivas não rotineiras, aquelas que requerem mais qualificação, e ocupações manuais ou interpessoais não rotineiras, aquelas que requerem menos qualificação, tendem a ser mais poupadas. Goos et al. (2014) documentam precisamente esta evolução em 16 países da Europa Ocidental entre 1993 e 2010, mostrando o crescimento relativo das ocupações nos extremos da distribuição e o declínio das ocupações intermédias, um fenómeno que interpretam através do conceito de *routine-biased technological change*. Esta configuração é mais complexa do que uma simples substituição linear de empregos menos qualificados: algumas ocupações intermédias, frequentemente administrativas ou de processamento de informação, podem estar mais expostas à automatização do que ocupações situadas na parte inferior da distribuição salarial. Esta assimetria tem também implicações relevantes para a mobilidade ocupacional: trabalhadores deslocados de ocupações intermédias enfrentam frequentemente uma

escolha entre aceitar posições menos qualificadas, com perda de rendimento, ou tentar aceder a ocupações mais qualificadas, para as quais podem não possuir as competências exigidas, um dilema que ajuda a explicar por que a polarização do emprego está associada não apenas a uma reorganização das ocupações, mas também a trajetórias individuais de mobilidade descendente para uma parte significativa dos trabalhadores afetados. Autor et al. (2015) reforçam esta interpretação ao distinguir, nos mercados de trabalho locais dos Estados Unidos, os efeitos da exposição ao comércio internacional dos efeitos da informatização de tarefas rotineiras, mostrando que esta última contribuiu de forma específica para a polarização ocupacional, independentemente da concorrência das importações.

A literatura evoluiu progressivamente para uma abordagem centrada na alocação de tarefas entre trabalho e capital, na qual a automação é definida como o processo através do qual máquinas ou sistemas tecnológicos passam a executar tarefas anteriormente realizadas por trabalhadores, distinguindo-se, assim, de outras formas de progresso tecnológico que apenas aumentam a produtividade dos trabalhadores sem os substituir diretamente. Acemoglu and Restrepo (2020) sistematizam esta abordagem, identificando três mecanismos centrais, o efeito de deslocamento pelo qual o capital substitui o trabalho em tarefas automatizadas, reduzindo a procura por trabalho e a parcela do rendimento atribuída aos trabalhadores; um efeito de produtividade, através do qual a redução dos custos de produção aumenta a produção e gera procura adicional por trabalho nas tarefas não automatizadas; e o efeito de reintegração, pelo qual o surgimento de novas tarefas em que o trabalho mantém vantagem comparativa permite reintegrar trabalhadores no processo produtivo. A evolução do emprego depende, assim, do equilíbrio entre a capacidade da automação para substituir trabalho em tarefas existentes e a capacidade da economia para criar novas tarefas.

Apesar da existência destes mecanismos compensatórios, a evidência empírica mostra que a exposição à automação pode ter impactos negativos significativos em determinados mercados de trabalho. Acemoglu and Restrepo (2020) analisam a introdução de robôs industriais nos Estados Unidos e encontram uma associação entre maior exposição aos robôs e reduções do emprego e dos salários nas áreas mais afetadas, evidenciando que os ganhos agregados de produtividade podem coexistir com custos localizados relevantes, distribuídos de forma desigual pelo território e entre grupos de trabalhadores. Os autores estimam ainda que cada robô adicional por cada mil trabalhadores está associado a uma redução mensurável na taxa de emprego local e nos salários médios da região afetada, o que sublinha que os efeitos da automação, mesmo quando compensados a nível agregado, podem gerar disparidades regionais persistentes e de difícil reversão no curto prazo, com implicações relevantes para a coesão territorial dentro de um mesmo país.

A investigação mais recente tem procurado isolar especificamente os efeitos da inteligência artificial, distinguindo-a de tecnologias anteriores como os robôs industriais ou o software tradicional. Webb (2020) desenvolve uma metodologia baseada na sobreposição textual entre patentes de IA e as tarefas descritas nas ocupações, mostrando que a IA tende a afetar sobretudo trabalhadores mais qualificados e mais velhos, um padrão distinto do observado historicamente com a robotização e a automação de software, que afetaram predominantemente tarefas rotineiras associadas a trabalhadores menos qualificados. Este resultado sugere que a inteligência artificial pode alterar a distribuição dos efeitos da automação ao longo da distribuição salarial, com implicações potencialmente distintas para o *skill premium*, uma vez que os grupos historicamente mais protegidos pela complementaridade tecnológica passam agora a estar entre os mais expostos. Numa linha semelhante, (Acemoglu et al., 2022) analisam dados ao nível do estabelecimento sobre vagas de emprego online nos Estados Unidos, mostrando um crescimento acentuado das vagas relacionadas com IA entre 2010 e 2018, concentrado em estabelecimentos cujos trabalhadores desempenham tarefas compatíveis com as capacidades atuais desta tecnologia; nesses estabelecimentos, a adoção de IA reduziu simultaneamente a contratação para posições não relacionadas com IA e alterou os requisitos de competências exigidos nas vagas remanescentes, ainda que os autores não encontrem, até ao momento da análise, impactos agregados detetáveis sobre o emprego e os salários ao nível de ocupações ou indústrias.

A dimensão temporal destes efeitos é igualmente importante: os custos da automação podem manifestar-se no curto e médio prazo, enquanto os efeitos compensatórios da criação de novas tarefas podem demorar mais tempo a materializar-se. Nakamura and Zeira (2024) desenvolvem um modelo baseado em tarefas que distingue a automação de tarefas existentes da criação de novas tarefas, mostrando que, embora a automação possa gerar desemprego inicial, esse mesmo processo desencadeia incentivos à criação de novas atividades em que o trabalho volta a desempenhar um papel produtivo, conduzindo, no longo prazo, a uma redução progressiva do desemprego, ainda que a transição entre tarefas destruídas e criadas possa implicar custos significativos, sobretudo quando as competências exigidas nas novas ocupações diferem substancialmente das anteriores.

Afonso (2024) acrescenta uma perspetiva complementar ao integrar capital de automação num modelo de equilíbrio dinâmico com capital físico e trabalho qualificado e não qualificado, analisando simultaneamente as implicações da automação para o crescimento económico e para o mercado de trabalho. O autor mostra que a automação substitui sobretudo trabalho menos qualificado, contribuindo para sustentar o crescimento económico mesmo em contextos de desafios demográficos, enquanto complementa o trabalho qualificado, cuja procura relativa tende a aumentar à medida que cresce a intensidade da automação. Esta dinâmica tem implicações diretas

para a estrutura salarial: se a automação substitui mais facilmente os menos qualificados e complementa os mais qualificados, os ganhos de produtividade resultantes podem ser acompanhados por um aumento do *skill premium* e por alterações significativas na distribuição dos rendimentos do trabalho.

Em conjunto, estas contribuições revelam uma conclusão comum: o progresso tecnológico produz efeitos heterogéneos sobre o mercado de trabalho, que dependem das tarefas desempenhadas pelos trabalhadores, das competências necessárias para complementar as novas tecnologias e da capacidade das economias para criar novas oportunidades de emprego. Esta heterogeneidade manifesta-se também entre setores e regiões, a exposição à automação depende da composição das atividades económicas em cada território, como evidenciam (Autor et al., 2015) e (Acemoglu & Restrepo, 2020), numa perspetiva internacional, entre países com diferentes estruturas produtivas, níveis tecnológicos e composições ocupacionais. A evidência recente de (Webb, 2020) e de (Acemoglu et al., 2022) sugere ainda que esta heterogeneidade pode estar a mudar de natureza com a IA, que parece afetar de forma mais direta segmentos qualificados da força de trabalho tradicionalmente menos expostos a vagas anteriores de automação, pelo que a comparação internacional não se pode limitar a identificar quais os países mais automatizados, exigindo antes compreender as características do mercado de trabalho sobre o qual essa automação incide, incluindo a estrutura de qualificações, as instituições laborais e a capacidade da economia para reorientar trabalhadores deslocados para novas atividades.

2.4 Capital humano como moderador dos efeitos distributivos da automação

A análise desenvolvida nas secções anteriores demonstra que o capital humano constitui um importante determinante da produtividade e do crescimento económico e que, simultaneamente, a automação transforma a estrutura do mercado de trabalho através da substituição, complementaridade e criação de tarefas. A articulação destas duas dimensões permite introduzir uma questão fundamental para a presente investigação: em que medida a composição do capital humano condiciona os efeitos da automação sobre a distribuição dos rendimentos? A resposta exige abandonar a ideia de que os efeitos da mudança tecnológica são homogéneos entre trabalhadores e países, considerando antes que a capacidade de adaptação às novas tecnologias depende das competências e qualificações existentes na força de trabalho.

Neste sentido, o capital humano pode funcionar como um mecanismo de moderação dos efeitos distributivos da automação, condicionando a intensidade com que estes se transmitem para a distribuição dos rendimentos. A introdução de novas tecnologias altera a procura relativa por

determinadas tarefas e competências, mas a intensidade com que essas alterações se traduzem em desigualdade depende da capacidade dos trabalhadores para complementar as tecnologias, transitar entre ocupações e adquirir as competências necessárias para desempenhar novas tarefas. Economias com estruturas de capital humano diferentes podem, portanto, apresentar consequências distributivas distintas perante níveis semelhantes de transformação tecnológica.

A literatura sobre *skill-biased technological change* constitui um dos principais pontos de partida para compreender este mecanismo. Como discutido anteriormente, (Acemoglu, 2002) demonstra que o progresso tecnológico pode apresentar um enviesamento favorável aos trabalhadores mais qualificados: quando as novas tecnologias complementam as suas competências, a produtividade relativa destes trabalhadores aumenta e, consequentemente, também pode aumentar a procura pelo seu trabalho, conduzindo a um crescimento do *skill premium*. Contudo, a intensidade deste processo depende da estrutura de qualificações existente na economia, se a procura por trabalhadores qualificados aumentar e a oferta acompanhar essa evolução, o efeito sobre o diferencial salarial pode ser distinto do observado numa economia em que essas competências permanecem concentradas numa pequena parcela da força de trabalho.

Esta relação foi recentemente quantificada de forma direta por (Acemoglu et al., 2022), que desenvolvem uma metodologia capaz de associar formalmente a automação à evolução da desigualdade salarial. Os autores estimam que entre 50% e 70% das alterações na estrutura salarial norte-americana ao longo das últimas quatro décadas são explicadas pela queda relativa dos salários de grupos de trabalhadores especializados em tarefas rotineiras, em indústrias sujeitas a uma automação mais rápida. Este resultado é particularmente relevante para a presente dissertação porque estabelece uma ligação empírica direta, e não apenas teórica, entre a automação de tarefas e o aumento da desigualdade salarial, fornecendo uma fórmula que relaciona a variação salarial de um grupo demográfico com o grau de deslocamento de tarefas que esse grupo sofre. O resultado confirma que os efeitos distributivos da automação não são uniformes, dependendo precisamente do tipo de tarefas em que cada grupo de trabalhadores se especializa, um argumento central para a hipótese de moderação pelo capital humano desenvolvida nesta secção.

A abordagem baseada em tarefas desenvolvida por (Autor et al., 2003a) permite aprofundar este argumento, ao mostrar que as tecnologias informáticas não substituem simplesmente trabalhadores com determinado nível de educação, mas afetam sobretudo tarefas específicas: atividades rotineiras e codificáveis apresentam maior possibilidade de substituição tecnológica, enquanto tarefas cognitivas e interpessoais não rotineiras apresentam maior complementaridade com as novas tecnologias. Esta distinção implica que o capital humano relevante para a adaptação

à automação não deve ser entendido exclusivamente através da escolaridade formal: trabalhadores com o mesmo nível de educação podem desempenhar tarefas com graus distintos de exposição à automação, pelo que a composição do capital humano inclui não apenas os níveis educacionais, mas também as capacidades cognitivas, técnicas, sociais e adaptativas que determinam a possibilidade de transição entre diferentes tipos de tarefas.

Esta interpretação encontra apoio na literatura sobre competências e mercado de trabalho. Deming (2017) demonstra que as competências sociais adquiriram crescente importância no mercado de trabalho norte-americano, sobretudo quando combinadas com capacidades cognitivas: entre 1980 e 2012, as ocupações que exigiam elevados níveis de interação social aumentaram significativamente a sua participação no emprego, enquanto ocupações intensivas em competências matemáticas, mas com menor componente de interação social, apresentaram uma evolução menos favorável. A importância deste resultado para a automação relaciona-se com a dificuldade de substituir determinadas capacidades humanas, como, comunicação, cooperação, adaptação e coordenação, que podem complementar capacidades cognitivas e tornar certos trabalhadores menos diretamente substituíveis. (Deming & Kahn, 2018) reforçam esta interpretação ao mostrar, com base em anúncios de emprego, que as competências cognitivas e sociais estão positivamente associadas aos salários e ao desempenho das empresas, sugerindo complementaridade entre estes dois tipos de competências: o valor económico do capital humano depende, assim, não apenas da presença isolada de determinada qualificação, mas também da combinação de capacidades possuídas pelos trabalhadores.

A literatura baseada em tarefas de Acemoglu e Restrepo permite formalizar este processo. Acemoglu and Restrepo (2018) conceptualizam a automação como a substituição de trabalho por capital em determinadas tarefas, gerando um efeito de deslocamento que tende a reduzir a procura por trabalho e a parcela do rendimento atribuída ao trabalho. Contudo, o impacto final sobre a distribuição depende de quais trabalhadores desempenham as tarefas automatizadas e de quais conseguem beneficiar das novas atividades criadas, pois a criação de novas tarefas não garante automaticamente que os trabalhadores deslocados consigam ocupá-las, sobretudo quando estas exigem níveis superiores ou diferentes tipos de competências. Acemoglu and Restrepo (2020), ao aprofundarem esta relação, mostram que a automação pode gerar alterações significativas na desigualdade mesmo quando os ganhos de produtividade associados são relativamente limitados, uma vez que a criação de novas tarefas pode aumentar ou reduzir a desigualdade consoante quais trabalhadores possuem as competências necessárias para as desempenhar.

Afonso (2024) aprofunda esta questão ao desenvolver um modelo de mudança tecnológica direcionada com três tipos de trabalhadores, qualificados, medianamente qualificados e não qualificados, em vez da tradicional dicotomia qualificado ou não qualificado. O autor mostra que, perante um choque de automação, são precisamente os trabalhadores medianamente qualificados, tipicamente associados a tarefas rotineiras, que enfrentam as perdas salariais relativas mais acentuadas, ao passo que os trabalhadores mais qualificados beneficiam de complementaridade tecnológica e os menos qualificados, frequentemente envolvidos em tarefas manuais não rotineiras, mantêm uma posição relativamente protegida. Este resultado fornece um mecanismo formal para o fenómeno da polarização salarial discutido na secção anterior, e reforça a ideia central desta secção: os efeitos distributivos da automação não dependem apenas do nível agregado de capital humano de uma economia, mas da forma como as competências se distribuem entre diferentes grupos de trabalhadores, nomeadamente entre aqueles que desempenham tarefas rotineiras e os que desempenham tarefas não rotineiras, sejam elas cognitivas ou manuais.

Este resultado constitui um elemento fundamental para a presente dissertação: a criação de novas tarefas não possui necessariamente um efeito igualizador. Se as novas atividades forem predominantemente desempenhadas por trabalhadores altamente qualificados, a sua criação pode reforçar a procura por esses trabalhadores e aumentar a desigualdade; se, pelo contrário, criarem oportunidades para trabalhadores com diferentes níveis de qualificação, os efeitos distributivos podem ser mais equilibrados. O capital humano funciona, portanto, como um mecanismo através do qual os efeitos da transformação tecnológica são transmitidos para a distribuição dos rendimentos.

A evidência internacional sobre o risco de automação reforça esta relação. Nedelkoska and Quintini (2018) com dados do PIAAC para 32 países, mostram que a exposição à automação varia significativamente entre trabalhadores e que os mais expostos possuem características diferentes, nomeadamente em termos de competências e formação, dos que ocupam funções menos suscetíveis. Os trabalhadores mais expostos necessitam potencialmente de maiores oportunidades de requalificação para transitar para novas funções, mas a capacidade de participar em processos de formação não é uniforme entre trabalhadores, o que torna a existência de oportunidades de requalificação um mecanismo importante através do qual o capital humano condiciona os custos distributivos da automação. Lassébie and Quintini (2022) acrescentam que a automação tende a modificar tarefas dentro das próprias ocupações, mais do que eliminar ocupações completas: mesmo nas ocupações com maior risco, apenas uma parte das competências necessárias tende a ser altamente automatizável, o que significa que a capacidade dos trabalhadores para adquirir novas

competências e reorganizar as tarefas que desempenham se torna determinante para a sua adaptação.

Afonso (2024) apresenta um enquadramento consistente com esta interpretação ao distinguir trabalho qualificado e não qualificado num modelo que incorpora capital de automação, mostrando que esta pode substituir trabalho não qualificado e simultaneamente complementar trabalho qualificado, aumentando a produtividade e sustentando o crescimento económico, mas também ampliando o diferencial salarial entre os dois grupos. Estes efeitos não devem, contudo, ser interpretados como inevitáveis: se a estrutura de capital humano evoluir em resposta às novas exigências tecnológicas, uma parcela maior da força de trabalho pode beneficiar das complementaridades criadas pela automação, através de políticas educativas, formação profissional e aprendizagem ao longo da vida.

Esta dimensão volta a ligar-se ao mecanismo de Galor and Zeira (1993), já discutido nas secções 2.1 e 2.2: num contexto de transformação tecnológica acelerada, se a adaptação à automação exigir novos investimentos em educação, trabalhadores com menor capacidade económica podem enfrentar maiores dificuldades para adquirir as competências necessárias. Pode, assim, surgir um mecanismo cumulativo: a desigualdade inicial condiciona o acesso ao capital humano, a distribuição desigual do capital humano condiciona a exposição e a capacidade de adaptação à automação, e os efeitos assimétricos da automação podem, por sua vez, aumentar a desigualdade de rendimentos. Bourguignon et al. (2007), através do conceito de armadilhas de desigualdade já apresentado na secção 2.1, ajudam a explicar por que trabalhadores com menor acesso a educação e formação podem permanecer concentrados em atividades mais vulneráveis à substituição tecnológica, enquanto grupos com maiores oportunidades acumulam competências complementares às novas tecnologias.

A distribuição do capital humano torna-se, deste modo, fundamental. Uma economia pode apresentar um nível médio elevado de escolaridade e, simultaneamente, possuir uma forte concentração das competências relevantes para complementar as novas tecnologias, permanecendo os benefícios da automação concentrados num segmento reduzido da população. Esta distinção reforça a opção da presente dissertação por analisar não apenas o nível, mas também a composição do capital humano, algo particularmente relevante numa análise comparada entre países, uma vez que as economias diferem significativamente nos seus sistemas educativos, na distribuição das qualificações e nas oportunidades de formação profissional, pelo que um aumento semelhante da intensidade de automação pode produzir efeitos distributivos diferentes dependendo da estrutura de capital humano existente. A dimensão intergeracional, discutida por

(Heckman & Mosso, 2014) reforça esta preocupação: o desenvolvimento das competências constitui um processo cumulativo ao longo do ciclo de vida, pelo que diferenças nas oportunidades iniciais podem influenciar a capacidade posterior dos indivíduos para adquirir novas competências.

Esta heterogeneidade internacional constitui precisamente a motivação para testar empiricamente a interação entre automação e capital humano. Se o efeito da automação sobre a desigualdade variar sistematicamente com a estrutura de qualificações de cada país, o impacto marginal da automação não deve ser considerado constante, mas dependente das características do capital humano da economia. Neste sentido, o termo de interação entre automação e capital humano previsto na estratégia empírica da presente dissertação possui uma fundamentação direta na literatura: o objetivo não consiste apenas em determinar se economias mais automatizadas apresentam maior ou menor desigualdade, mas em perceber se o efeito da automação sobre a desigualdade se altera em função do nível e da composição do capital humano.

A literatura sugere diferentes possibilidades. Uma maior disponibilidade de competências complementares à tecnologia pode reduzir os efeitos negativos da automação, facilitando a mobilidade dos trabalhadores; mas é igualmente possível que determinados tipos de capital humano reforcem inicialmente a desigualdade, se as competências avançadas estiverem concentradas num segmento reduzido da população, como sugerem os resultados de (Afonso, 2024) sobre os trabalhadores medianamente qualificados. Não é, por isso, possível assumir antecipadamente que níveis mais elevados de capital humano reduzem necessariamente o impacto distributivo da automação: a composição e distribuição das qualificações tornam-se fundamentais, o que justifica uma análise empírica comparada entre países.

2.5 Implicações para a pobreza e mobilidade social

A análise da relação entre crescimento económico, capital humano, automação e desigualdade de rendimentos não fica completa sem considerar as suas implicações sobre a pobreza, a igualdade de oportunidades e a mobilidade social. Como demonstrado nas secções anteriores, a mudança tecnológica pode contribuir para aumentar a produtividade e o crescimento económico, mas os benefícios associados a esse processo não são necessariamente distribuídos de forma uniforme entre os diferentes grupos da população. A capacidade dos indivíduos para beneficiar das oportunidades criadas pela transformação tecnológica depende das competências de que dispõem, das tarefas que desempenham e da possibilidade de adquirir novas qualificações ao longo da vida. Consequentemente, os efeitos da automação podem ultrapassar as alterações contemporâneas no

emprego e nos salários e produzir consequências persistentes sobre as oportunidades económicas e sociais dos indivíduos.

A relação entre crescimento económico e pobreza constitui um ponto de partida fundamental para compreender estes mecanismos. Como demonstrado por Ravallion (2001), o crescimento do rendimento médio pode contribuir significativamente para a redução da pobreza, mas a magnitude desse efeito depende da distribuição inicial dos rendimentos: uma determinada taxa de crescimento tende a produzir uma redução menos significativa da pobreza em economias caracterizadas por níveis inicialmente elevados de desigualdade. Este argumento assume particular importância num contexto de transformação tecnológica: se a automação aumentar a produtividade e contribuir para o crescimento do rendimento agregado, mas os respetivos benefícios estiverem concentrados nos trabalhadores e proprietários dos fatores de produção mais complementares às novas tecnologias, o efeito sobre a pobreza poderá ser consideravelmente inferior ao sugerido pela evolução do rendimento médio.

Esta tensão entre crescimento agregado e distribuição foi formalizada de maneira particularmente clara por (Berg, Ostry, et al., 2018), que desenvolvem um modelo macroeconómico no qual o capital de automação é distinto do capital físico tradicional pelo seu grau de substituibilidade com o trabalho humano. Os autores mostram que, quanto mais facilmente os robôs conseguem substituir os trabalhadores, maior tende a ser o aumento do PIB per capita, mas também maior a diminuição da parcela do rendimento atribuída ao trabalho, conduzindo a uma economia mais rica, mas simultaneamente mais desigual. Um resultado particularmente relevante do seu modelo é que, numa transição prolongada, os salários reais podem cair antes de eventualmente subirem, e essa transição pode demorar gerações a completar-se. Este resultado é especialmente pertinente para a presente dissertação porque estabelece, num quadro macroeconómico formal, exatamente o tipo de dissociação entre crescimento agregado e bem-estar distribuído que (Ravallion, 2001) já havia identificado empiricamente para o crescimento em geral: a automação pode ser simultaneamente uma boa notícia para o crescimento e uma má notícia para a equidade, sobretudo durante períodos de transição que podem ser politicamente e socialmente difíceis de gerir.

A perspetiva de Ravallion (2001) permite, assim, interpretar a desigualdade como um mecanismo que condiciona a transmissão do crescimento para a redução da pobreza. Em economias onde uma parte significativa da população possui poucas oportunidades de participar nos setores que beneficiam do progresso tecnológico, o crescimento associado à automação pode coexistir com dificuldades económicas persistentes entre determinados grupos. Este fenómeno encontra-se diretamente relacionado com os mecanismos discutidos nas secções anteriores: como mostram

(Acemoglu & Restrepo, 2020), a introdução de robôs industriais pode produzir efeitos negativos sobre o emprego e os salários nos mercados de trabalho mais expostos, apesar dos potenciais ganhos de produtividade associados à utilização das novas tecnologias. Quando estes trabalhadores se encontram inicialmente próximos dos níveis inferiores da distribuição do rendimento, uma redução do emprego ou dos salários pode aumentar o risco de pobreza ou dificultar a saída de situações de vulnerabilidade económica.

Afonso (2024) fornece um enquadramento complementar ao demonstrar que a automação pode substituir trabalho não qualificado enquanto complementa trabalho qualificado. Embora este processo possa contribuir para aumentar a produtividade e sustentar o crescimento económico, pode simultaneamente aumentar o diferencial salarial entre trabalhadores com diferentes níveis de qualificação. Assim, os grupos inicialmente mais vulneráveis podem enfrentar uma dupla desvantagem: maior exposição ao risco de substituição tecnológica e menor capacidade para beneficiar diretamente da complementaridade entre trabalho e tecnologia. Neste contexto, o capital humano torna-se fundamental para compreender a relação entre automação e pobreza, trabalhadores com competências complementares às novas tecnologias encontram-se numa posição mais favorável para beneficiar dos ganhos de produtividade, enquanto aqueles cujas competências estão concentradas em tarefas facilmente automatizáveis podem enfrentar maior risco de deslocamento.

A questão central deixa, portanto, de ser apenas se a automação cria ou elimina postos de trabalho em termos agregados. Torna-se igualmente necessário compreender se os indivíduos afetados negativamente possuem condições para transitar para as novas atividades criadas. Nedelkoska and Quintini (2018) reforçam esta interpretação ao demonstrarem que os trabalhadores mais expostos ao risco de automação apresentam necessidades particularmente relevantes de formação e requalificação, mas as oportunidades de formação não são necessariamente distribuídas de forma uniforme. Esta questão cria uma ligação direta entre desigualdade de rendimentos e desigualdade de oportunidades: trabalhadores com maior acesso a educação, recursos financeiros e oportunidades de formação podem adaptar-se mais facilmente às alterações tecnológicas, enquanto indivíduos economicamente vulneráveis podem enfrentar maiores dificuldades para financiar ou aceder a processos de requalificação, mesmo quando são precisamente aqueles que apresentam maior necessidade de adaptação.

A relação entre desigualdade inicial e investimento em capital humano, já estabelecida por (Galor & Zeira, 1993) nas secções 2.1 e 2.2, ganha uma importância adicional num contexto de automação: se a transformação tecnológica aumentar continuamente a procura por novas

competências, a capacidade de investir em educação e formação torna-se cada vez mais relevante para a manutenção das oportunidades económicas. Pode, assim, formar-se um mecanismo cumulativo entre desigualdade, capital humano e transformação tecnológica: indivíduos provenientes de famílias com menores recursos podem possuir menos oportunidades de acumular capital humano, entrar no mercado de trabalho em ocupações mais intensivas em tarefas suscetíveis de automação e, quando essas atividades são substituídas por novas tecnologias, enfrentar maiores dificuldades de requalificação, reforçando a sua vulnerabilidade económica.

Este processo aproxima a análise da automação do conceito de armadilhas de desigualdade de Bourguignon et al. (2007), já discutido em 2.1 e 2.4. Aplicado à transformação tecnológica, este sugere que os efeitos da automação podem ser particularmente problemáticos quando incidem sobre economias caracterizadas por desigualdades significativas de oportunidades: se os indivíduos mais expostos ao deslocamento tecnológico forem simultaneamente aqueles que possuem menor acesso aos mecanismos necessários para se adaptar, os custos da automação podem permanecer concentrados nos mesmos grupos ao longo do tempo. Neste sentido, é importante distinguir desigualdade de resultados, as diferenças efetivamente observadas nos rendimentos, de desigualdade de oportunidades, as diferenças nas condições que permitem aos indivíduos alcançar determinados resultados. A automação pode aumentar diretamente a desigualdade de resultados ao modificar salários e emprego, mas, se o acesso às competências necessárias para beneficiar das novas tecnologias estiver igualmente distribuído de forma desigual, pode também reforçar a desigualdade de oportunidades.

A dimensão intergeracional torna este mecanismo ainda mais relevante. Como visto anteriormente na secção 2.1 a partir de Corak (2013), essa dinâmica implica que as consequências distributivas da transformação tecnológica podem ultrapassar a geração diretamente exposta à automação: se a perda de rendimento ou emprego de uma família reduzir os recursos disponíveis para investir na educação dos filhos, um choque tecnológico inicialmente associado ao mercado de trabalho pode produzir consequências sobre a acumulação de capital humano da geração seguinte. Esta preocupação encontra confirmação empírica particularmente marcante nos resultados de Chetty et al. (2017), que documentam que a proporção de crianças norte-americanas com rendimentos superiores aos dos seus pais caiu de aproximadamente 90%, entre as nascidas em 1940, para cerca de 50%, entre as nascidas na década de 1980. Os autores mostram que este declínio da mobilidade absoluta de rendimento ocorreu de forma transversal a toda a distribuição, com as quedas mais acentuadas concentradas nas famílias de classe média, precisamente o segmento da distribuição ocupacional que a literatura sobre polarização do emprego, discutida na secção anterior, identifica como o mais exposto à automação de tarefas rotineiras. Os autores demonstram ainda que este

declínio se deve sobretudo ao aumento da desigualdade na distribuição do crescimento económico, e não a uma redução da taxa de crescimento agregada, reforçando exatamente o argumento central desta dissertação: não é apenas quanto cresce uma economia que determina a mobilidade social, mas como esse crescimento é distribuído entre diferentes grupos e gerações.

Assim, a automação pode influenciar a mobilidade social através de vários canais: pode alterar diretamente os rendimentos dos trabalhadores através da substituição ou complementaridade das tarefas que desempenham; pode modificar as oportunidades de emprego disponíveis para diferentes grupos; e, ao alterar os recursos económicos das famílias, pode influenciar indiretamente os investimentos realizados na formação das gerações seguintes. Como já discutido a partir de Heckman and Mosso (2014), o desenvolvimento das capacidades é cumulativo ao longo do ciclo de vida, pelo que, consequentemente, a aprendizagem ao longo da vida não deve ser entendida como completamente independente da formação inicial, as desigualdades existentes antes da entrada no mercado de trabalho podem condicionar significativamente a forma como diferentes indivíduos respondem posteriormente à mudança tecnológica.

A mobilidade ocupacional constitui, neste contexto, um mecanismo fundamental. Como discutido por Lassébie and Quintini (2022), a automação tende frequentemente a transformar conjuntos específicos de tarefas e competências, em vez de eliminar necessariamente ocupações completas, o que pode facilitar processos de adaptação quando os trabalhadores possuem competências transferíveis para novas atividades, mas torna a mobilidade mais difícil quando as novas tarefas exigem capacidades substancialmente diferentes. A qualidade e composição do capital humano tornam-se, portanto, determinantes para a mobilidade económica: uma força de trabalho com competências diversificadas pode possuir maior capacidade para responder a alterações na procura de trabalho, enquanto uma forte concentração de trabalhadores em competências específicas associadas a tarefas automatizáveis pode aumentar o risco de desemprego persistente ou de mobilidade descendente.

As consequências da automação sobre a mobilidade devem igualmente ser analisadas numa perspetiva territorial. Como mostram Acemoglu and Restrepo (2020),os efeitos da introdução de robôs industriais podem estar concentrados em determinados mercados de trabalho, e quando setores altamente expostos à automação se encontram geograficamente concentrados, regiões específicas podem enfrentar reduções relativamente mais intensas no emprego e nos salários. Esta concentração territorial pode produzir consequências persistentes quando a mobilidade geográfica dos trabalhadores é limitada, contribuindo para divergências económicas dentro dos próprios países. Esta dimensão territorial complementa a análise internacional desenvolvida na presente

dissertação: tal como os efeitos da automação variam entre regiões dentro de um país, podem igualmente variar entre países em função da estrutura produtiva, da composição do capital humano e das instituições existentes.

Milanovic (2016) permite enquadrar estas transformações numa perspetiva mais ampla de desigualdade global, demonstrando que os processos de globalização e transformação económica produziram ganhos muito diferentes entre grupos da população mundial. Embora a globalização e a mudança tecnológica constituam processos distintos, ambos contribuíram para transformar a distribuição das oportunidades económicas, alterando a localização da produção, a procura por diferentes tipos de trabalho e os retornos associados às qualificações. A relação entre tecnologia e desigualdade assume também uma dimensão relacionada com a concentração dos ganhos económicos: (Acemoglu et al., 2022) argumentam que a trajetória recente da automação nos Estados Unidos contribuiu significativamente para alterações na desigualdade salarial, sobretudo através dos efeitos sobre trabalhadores situados em segmentos da distribuição mais expostos às tarefas automatizadas, reforçando a ideia de que a tecnologia pode aumentar a produtividade sem distribuir proporcionalmente os benefícios entre trabalhadores.

Este mecanismo é particularmente importante para a pobreza relativa e para a mobilidade social. Mesmo quando os rendimentos dos grupos localizados na parte inferior da distribuição não diminuem em termos absolutos, o crescimento mais rápido dos rendimentos dos grupos que beneficiam da complementaridade tecnológica pode aumentar as diferenças relativas e alterar as oportunidades disponíveis aos diferentes segmentos da população. Neste contexto, a análise da pobreza não deve limitar-se exclusivamente à ausência de rendimento num determinado momento, sendo igualmente importante considerar a capacidade dos indivíduos para participar de forma sustentável nas oportunidades económicas criadas pela transformação tecnológica.

As políticas de capital humano assumem, por isso, uma importância particular. A educação inicial, a formação profissional e a aprendizagem ao longo da vida podem aumentar a capacidade dos indivíduos para responder às transformações do mercado de trabalho, mas, para que estas políticas contribuam efetivamente para reduzir os efeitos distributivos adversos da automação, é necessário que sejam acessíveis aos grupos que apresentam maior exposição ao deslocamento tecnológico. Caso as oportunidades de requalificação sejam utilizadas sobretudo por indivíduos que já possuem elevados níveis de capital humano, podem surgir efeitos distributivos contraditórios: a formação pode aumentar a capacidade agregada de adaptação da economia e, simultaneamente, ampliar as diferenças entre trabalhadores. A relação entre automação e mobilidade social apresenta, portanto, uma dimensão institucional, economias com sistemas educativos mais inclusivos e mecanismos

eficazes de formação e proteção durante períodos de transição podem apresentar maior capacidade para distribuir os custos e benefícios da mudança tecnológica.

Esta conclusão encontra-se diretamente relacionada com a questão central da presente dissertação. Se a composição do capital humano influencia a capacidade dos trabalhadores para responder à automação, então diferenças na estrutura educacional dos países podem contribuir para explicar não apenas diferentes níveis de desigualdade contemporânea, mas também diferenças na persistência dessas desigualdades. Uma distribuição mais ampla das competências pode permitir que uma maior proporção da população participe nas atividades complementares às novas tecnologias, distribuindo de forma mais abrangente os ganhos de produtividade associados à automação. Em contrapartida, quando as competências necessárias para complementar a tecnologia estão concentradas numa parcela limitada da população, os ganhos da automação podem beneficiar sobretudo os trabalhadores já localizados em posições relativamente favoráveis, aumentando a distância entre os diferentes segmentos da distribuição e reduzindo a mobilidade económica.

A existência destes efeitos demonstra que o impacto social da automação não pode ser avaliado exclusivamente através da evolução do emprego agregado. Uma economia pode criar um número suficiente de novos empregos para compensar as atividades eliminadas e, ainda assim, apresentar um aumento da desigualdade se os trabalhadores deslocados e aqueles que ocupam as novas posições pertencerem a grupos diferentes. Do mesmo modo, o crescimento da produtividade não constitui uma medida suficiente do sucesso da transformação tecnológica, como sugere o próprio resultado de Berg, Buffie, et al. (2018), segundo o qual a automação pode ser simultaneamente boa para o crescimento e má para a equidade. A análise deve considerar quem beneficia dos ganhos de produtividade, quais trabalhadores suportam os custos de transição e se existem mecanismos capazes de permitir que os indivíduos deslocados participem nas novas oportunidades económicas.

Esta interpretação recupera diretamente a contribuição de Ravallion (2001) apresentada no início da revisão de literatura: tal como o crescimento do rendimento médio não permite determinar automaticamente a evolução da pobreza, o crescimento económico associado à automação não permite concluir que os seus benefícios sejam distribuídos uniformemente. Existe, portanto, uma ligação entre os vários mecanismos discutidos ao longo desta revisão: a automação altera a distribuição das tarefas entre trabalho e capital e modifica a procura por diferentes competências; a composição do capital humano determina parcialmente a capacidade dos trabalhadores para complementar as novas tecnologias ou transitar para novas atividades; as diferenças nessa capacidade produzem alterações nos salários e no emprego, que posteriormente influenciam a

distribuição dos rendimentos; e a desigualdade de rendimentos pode afetar as oportunidades futuras de acumulação de capital humano, criando mecanismos de persistência intergeracional — como ilustra o declínio da mobilidade absoluta documentado por (Chetty et al., 2017).

A relação pode, assim, adquirir uma natureza cumulativa: desigualdades iniciais no acesso à educação geram diferenças de capital humano; essas diferenças condicionam a exposição e adaptação à automação; a automação pode ampliar as diferenças de rendimento entre trabalhadores; e essas diferenças podem posteriormente influenciar as oportunidades educativas da geração seguinte. Contudo, esta dinâmica não deve ser interpretada como inevitável: a literatura analisada sugere igualmente que uma distribuição mais ampla de competências, oportunidades de formação ao longo da vida e mecanismos que facilitem a mobilidade dos trabalhadores podem reduzir os custos associados à transformação tecnológica. O capital humano constitui, neste sentido, não apenas uma fonte potencial de desigualdade através dos diferentes retornos das qualificações, mas também um dos principais instrumentos de adaptação à mudança tecnológica.

3. Metodologia e Estratégia Empírica

A presente dissertação segue uma abordagem empírica quantitativa, com o objetivo de analisar de que forma a composição do capital humano condiciona a associação entre automação e desigualdade de rendimentos, numa perspetiva comparada entre países. A escolha de uma análise empírica em dados de painel justifica-se pela necessidade de testar, com base em dados internacionais, os mecanismos identificados na literatura, nomeadamente o papel do capital humano enquanto moderador, e não mediador, dos efeitos distributivos do progresso tecnológico: o modelo proposto testa se a intensidade da associação entre automação e desigualdade varia em função da composição do capital humano, e não um mecanismo em que a automação altera primeiro o capital humano, que por sua vez altera a desigualdade.

Tal como em estudos comparáveis sobre determinantes macroeconómicos em amostras internacionais (ex: Vieira, 2009; Almeida & Teixeira, 2022), a utilização de dados em painel, em detrimento de uma análise puramente seccional ou de séries temporais isoladas, permite conjugar a variabilidade transversal (entre países) com a variabilidade temporal (dentro de cada país ao longo do tempo), aumentando o número de observações e os graus de liberdade, reduzindo problemas de multicolinariedade, e, sobretudo, permitindo controlar a heterogeneidade não observável específica de cada país (fatores institucionais, históricos ou culturais relativamente estáveis no tempo) que, de outra forma, enviesaria as estimativas.

3.1 Amostra e Fontes de Dados

3.1.1 Período de observação

Tendo em conta as restrições de acesso a bases de dados pagas, a presente dissertação recorre exclusivamente a fontes de acesso público e gratuito. Esta opção condiciona diretamente o desenho do painel: o período de observação é 2015–2023 (9 anos), determinado pela disponibilidade efetiva de dados gratuitos de automação, os comunicados de imprensa anuais da International Federation of Robotics permitem reconstruir a densidade de robôs por país de forma consistente a partir de 2015, ao contrário da série histórica completa (que remonta a 1993), reservada a subscritores pagos da base World Robotics.

3.1.2 Amostra de países

A amostra é composta por 20 unidades país, sendo estes a Alemanha, Áustria, Bélgica-Luxemburgo (unidade estatística conjunta, ver Apêndice B), Canadá, China, Coreia do Sul, Dinamarca, Eslováquia, Eslovénia, Espanha, EUA, Finlândia, França, Holanda, Itália, Japão, República Checa, Singapura, Suécia e Suíça , correspondendo aos países para os quais foi possível compilar, de forma gratuita, a série de densidade de robôs e as restantes variáveis do modelo. O Taiwan, inicialmente considerado na automação, foi excluído por não ser membro do World Bank e não ter, por isso, cobertura no WDI (fonte dos controlos e da composição do capital humano).

Nota sobre a composição da amostra: ao contrário do objetivo inicialmente formulado de captar heterogeneidade entre níveis de desenvolvimento muito distintos, a amostra final está fortemente concentrada em economias avançadas/de rendimento elevado; a China é a única grande economia emergente presente de forma consistente. Esta limitação decorre diretamente da restrição de acesso gratuito a dados de automação (secção 3.1.4) e é assinalada explicitamente como limitação do estudo, condicionando a interpretação dos resultados. Posto isto, as conclusões devem ser lidas como aplicando-se, em primeira instância, a economias avançadas, e não como representativas da heterogeneidade internacional entre níveis de desenvolvimento muito díspares.

O detalhe país a país da disponibilidade de dados de automação, incluindo notas de cobertura para cada país ou unidade estatística da amostra, é apresentado no Anexo A (Quadro A.1).

O painel resultante é, portanto, não balanceado, quer na automação (China, Eslováquia e Finlândia com 7 observações; os restantes 17 países/unidades com 9), quer nas restantes variáveis (Gini sem 2 observações para o Japão; Composição com lacunas pontuais em Singapura e Áustria, e fixa num único valor para a China e o Japão - ver Apêndice B). Esta estrutura é tratada nos testes de robustez (secção 3.4).

3.1.3 Fontes de dados por variável

As variáveis do modelo têm origem em quatro fontes de dados públicas e de acesso gratuito: International Federation of Robotics (IFR), Standardized World Income Inequality Database (SWIID), UNESCO Institute for Statistics (acedida via World Bank DataBank) e World Bank World Development Indicators (WDI). O detalhe de cada fonte, incluindo o modo de acesso e notas de compilação, é apresentado no Anexo B (Quadro A.2).

3.1.4 Notas metodológicas sobre a qualidade dos dados

A qualidade e a compilação dos dados utilizados exigem três notas metodológicas adicionais, desenvolvidas em detalhe no Apêndice B: uma quebra de série identificada nos dados de automação da China entre 2023 e 2024, que motiva a exclusão do ano de 2024 para todos os países; a agregação de Bélgica e Luxemburgo, reportados pela IFR como uma única unidade estatística, numa observação sintética ponderada pela população; e a impossibilidade de captar variação temporal na composição do capital humano da China e do Japão, para os quais o valor de 2020 é mantido constante ao longo do período, uma simplificação assumida como limitação do estudo.

3.2 Construção dos Indicadores

Esta secção define, para cada variável do modelo, a fórmula de cálculo exata que será aplicada aos dados recolhidos.

3.2.1 Variável dependente — Desigualdade de rendimentos

A desigualdade de rendimentos é medida, na especificação de referência, pelo coeficiente de Gini do rendimento disponível, tal como estandardizado pelo SWIID; a formalização matemática do coeficiente a partir da curva de Lorenz é apresentada no Apêndice A.

Não sendo necessário recalcular este valor a partir de microdados, o SWIID disponibiliza a série já estandardizada internacionalmente através de um modelo de imputação múltipla que torna comparáveis séries de desigualdade originalmente medidas de formas distintas entre países (Solt, Frederick. 2020. "Measuring Income Inequality Across Countries and Over Time: The Standardized World Income Inequality Database." Social Science Quarterly 101(3):1183-1199). Assim, a variável dependente principal é diretamente:

$$Desigualdade_{it} = gini_disp_{it} \quad (SWIID)$$

Como teste de robustez, será também utilizado o coeficiente de Gini do rendimento de mercado (gini_mkt, SWIID), ou seja, a desigualdade medida antes de impostos e transferências. Esta escolha, em detrimento de um rácio interquintil, permite adicionalmente testar se os resultados são sensíveis à fase de medição da desigualdade (antes vs. depois da redistribuição do Estado), o que

é substantivamente relevante dado que a automação atua, em primeira instância, sobre o rendimento de mercado (via mercado de trabalho), podendo os seus efeitos ser totalmente ou parcialmente compensados pela redistribuição fiscal.

3.2.2 Automação

$$Automação_{it} = (Robôs_{it} / Emprego_transformadora_{it}) \times 10.000$$

onde $Robôs_{it}$ é o número de robôs industriais em operação no país i no ano t, e $Emprego_transformadora_{it}$ é o número de trabalhadores empregados na indústria transformadora no país i no ano t. Esta é a definição operacional já utilizada diretamente pela IFR (unidade: robôs por 10.000 empregados), pelo que os valores compilados no Anexo A (Quadro A.1) correspondem já a este indicador calculado.

3.2.3 Composição do capital humano

$$Composição_{it} = (Pop_superior_{it} / Pop_25+_{it}) \times 100$$

onde $Pop_superior_{it}$ é a população com 25 ou mais anos que completou pelo menos o ensino superior no país i no ano t, e Pop_25+_{it} é a população total com 25 ou mais anos nesse mesmo país e ano. Esta é a variável central dos modelos principais (secção 3.3), em linha com a questão de investigação. Como especificação alternativa/robustez, será também calculada:

$$Composição_sec_{it} = (Pop_secundário+_{it} / Pop_25+_{it}) \times 100$$

(percentagem da população 25+ com pelo menos o ensino secundário completo), e ainda o nível geral de escolaridade:

$$NívelGeral_{it} = anos\ médios\ de\ escolaridade\ da\ população\ 25+\ no\ país\ i\ no\ ano\ t$$

3.2.4 Variáveis de controlo

$$PIBpc_{it} = PIB_{it} / População_{it} \quad (PIB\ per\ capita,\ a\ preços\ constantes,\ PPC)$$

$$Emprego_{it} = Pop_empregada_{it} / Pop_ativa_{it} \quad (taxa\ de\ emprego)$$

$$Abertura_{it} = (Exportações_{it} + Importações_{it}) / PIB_{it} \quad (grau\ de\ abertura\ comercial)$$

Todas as variáveis de controlo são calculadas diretamente a partir de séries já disponibilizadas pelo World Bank WDI (não exigem cálculo adicional além da divisão indicada).

3.2.5 Quadro-síntese de variáveis, fórmulas e sinais esperados

Quadro 3.1 — Variáveis do modelo: definição, fórmula, fonte e sinal esperado

Variável	Papel no modelo	Fórmula	Fonte	Sinal esperado (β)
Desigualdade (Gini)	Dependente	gini_disp (SWIID)	SWIID	—
Automação	Independente	(Robôs/Emprego)×10.000	IFR	Ambíguo a priori — literatura dividida entre efeito de deslocação (positivo) e efeito de produtividade/criação de emprego (negativo)
Composição (capital humano)	Independente / moderadora	(Pop_superior/Pop_25+)×100	UNESCO UIS (via WDI, SE.TER.CUAT.BA.ZS)	Negativo (mais capital humano → menor desigualdade de base)
Automação × Composição	Interação (central — β_3)	Produto das duas variáveis acima	—	Sem sinal esperado definido a priori: é precisamente a questão de investigação
PIB per capita	Controlo	PIB/População	WDI	Negativo (Curva de Kuznets, na fase de desenvolvimento em que se encontra a amostra)
Taxa de emprego	Controlo	Pop. empregada/Pop. ativa	WDI	Negativo
Abertura comercial	Controlo	(X+M)/PIB	WDI	Ambíguo (Stolper-Samuelson vs. literatura do comércio enviesado para competências)

3.3 Modelo Econométrico

3.3.1 Especificação geral

A estratégia de estimação segue uma progressão de três modelos, diretamente orientada pela questão de investigação, permitindo isolar o contributo de cada elemento teórico antes de chegar à especificação principal:

Modelo 1 : efeito direto da automação:

$$Desigualdade_{it} = \beta_0 + \beta_1 \, Automação_{it} + \gamma \, X_{it} + v_{it}$$

Modelo 2 : inclusão da composição do capital humano:

$$Desigualdade_{it} = \beta_0 + \beta_1 \, Automação_{it} + \beta_2 \, Composição_{it} + \gamma \, X_{it} + v_{it}$$

Modelo 3 : modelo principal, com termo de interação:

$$Desigualdade_{it} = \beta_0 + \beta_1 \, Automação_{it} + \beta_2 \, Composição_{it} + \beta_3 \, (Automação_{it} \times Composição_{it}) + \gamma \, X_{it} + v_{it}$$

Em todos os modelos:

$$v_{it} = a_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}, \quad i = 1, \ldots, N \text{ (países)}, \quad t = 1, \ldots, T \text{ (anos)}$$

onde α_i é o efeito fixo específico do país (captando fatores institucionais, históricos ou culturais que não variam no tempo), λ_t é o efeito fixo de período (captando choques comuns a todos os países num dado ano, como, por exemplo, crises internacionais, alterações tecnológicas globais), e ε_{it} é o termo de erro idiossincrático, com $E[\varepsilon_{it} \mid \alpha_i, \lambda_t, X_{it}] = 0$. X_{it} representa o vetor de variáveis de controlo (PIBpc, Emprego, Abertura).

Interpretação de β_3 (coeficiente central da dissertação): um valor negativo e estatisticamente significativo indicaria que uma composição do capital humano mais orientada para níveis educativos elevados atenua a associação entre automação e desigualdade; um valor positivo indicaria o efeito inverso (amplificação); um valor não significativo indicaria que a composição do capital humano não condiciona de forma relevante essa associação, conclusão igualmente válida e informativa face à questão colocada.

3.3.2 Escolha entre efeitos fixos e efeitos aleatórios : Teste de Hausman

A escolha entre o Método dos Efeitos Fixos (MEF) e o Método dos Efeitos Aleatórios (MEA) não é arbitrária e será formalmente testada através do Teste de Hausman (1978), cuja especificação formal é apresentada no Apêndice C.

Em síntese, se a hipótese nula do teste for rejeitada, o MEA deixa de ser consistente e os resultados reportados e interpretados serão os do MEF.

Adicionalmente, e independentemente do resultado formal do teste, há um argumento conceptual a favor do MEF neste estudo: tal como formalizado por Gujarati (2006), quando o objetivo não é fazer inferência para uma população mais alargada de países a partir de uma amostra aleatória, mas sim estudar o comportamento de um conjunto específico e não aleatório de países (como é o caso desta amostra, definida pela disponibilidade de dados de automação, e não por amostragem aleatória), o MEF é a escolha metodologicamente mais defensável, independentemente do resultado do teste de Hausman.

3.3.3 Multicolinariedade

Antes da estimação, será verificada a existência de multicolinearidade entre as variáveis explicativas através do Fator de Inflação da Variância (VIF), cuja fórmula de cálculo é apresentada no Apêndice D.

Valores de VIF superiores a 10 (ou, num critério mais conservador, superiores a 5) são geralmente considerados indicativos de multicolinariedade problemática, podendo justificar a exclusão ou combinação de variáveis nas especificações alternativas.

3.3.4 Nota sobre causalidade

O modelo de efeitos fixos não resolve, por si só, problemas de endogeneidade, nomeadamente a possibilidade de fatores institucionais influenciarem simultaneamente a adoção de automação e os níveis de desigualdade, ou a existência de causalidade inversa. Por essa razão, a presente dissertação não pretende identificar causalmente o impacto da automação sobre a desigualdade, mas antes estimar e caracterizar a associação entre automação e desigualdade, e avaliar de que forma essa associação varia com a composição do capital humano.

3.4 Estratégia de Estimação e Testes de Robustez

As estimações serão realizadas com erros-padrão robustos, clusterizados ao nível do país, de forma a acomodar heterocedasticidade e correlação serial intra-país. Dependendo da estrutura final do painel, poderão ainda ser testadas alternativas como os erros de Driscoll-Kraay, em caso de deteção de dependência transversal.

Serão conduzidos os seguintes testes adicionais de robustez:

– Modelo 4 : reestimação do Modelo 3 substituindo os indicadores de desigualdade (gini_mkt, rendimento de mercado) e de composição do capital humano (Composição_sec, NívelGeral) pelas medidas alternativas descritas em 3.2;

– Exclusão dos países com série curta (China, Eslováquia, Finlândia), de forma a confirmar que os resultados não são conduzidos apenas por estes três países;

– Exclusão de anos afetados pela pandemia de COVID-19 (2020–2021), dado o período curto de observação, para verificar se os resultados são sensíveis a este choque específico;

– Verificação de multicolinearidade através da matriz de correlação (Quadro 3.4) e do VIF (secção 3.3.3), com apresentação de especificações alternativas em que variáveis fortemente correlacionadas sejam excluídas.

3.5 Estatísticas Descritivas e Caracterização da Amostra

Esta secção apresenta a caracterização dos dados, já com as quatro fontes (IFR, SWIID, WDI) integradas no painel final de 20 países/unidades, 2015–2023 (180 observações país-ano).

Quadro 3.2 — Estatísticas descritivas da variável Automação, por país, 2015–2023

(robôs por 10.000 empregados na indústria transformadora; calculado a partir dos dados compilados na secção 3.1)

País	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Nº obs.
Coreia do Sul	830,0	178,0	531	1012	9
Singapura	674,2	162,9	398	918	9
Alemanha	358,7	46,7	301	429	9
Japão	356,9	46,5	303	419	9
Suécia	277,3	50,9	212	347	9

País	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Nº obs.
China	264,9	136,4	97	470	7
Dinamarca	241,3	34,0	188	306	9
EUA	235,4	43,6	176	295	9
Itália	203,9	22,2	160	228	9
Bélgica-Luxemburgo	200,7	19,0	169	224	9
Holanda	196,2	45,7	120	264	9
Eslovénia	193,8	69,2	110	306	9
Suíça	189,1	72,2	119	302	9
Áustria	185,1	36,9	126	245	9
Canadá	174,3	27,4	136	225	9
Espanha	171,0	16,7	150	203	9
França	161,1	24,9	127	194	9
Eslováquia	153,6	38,7	79	201	7
República Checa	146,9	38,7	93	207	9
Finlândia	146,6	15,9	126	173	7

Fonte: elaboração própria com base em dados da IFR. Nota: República Checa inclui o valor de 2019 obtido por interpolação linear; China, Eslováquia e Finlândia sem dados para 2015-2016. Taiwan excluído da amostra (ver Apêndice B).

Quadro 3.3 — Estatísticas descritivas das restantes variáveis (painel completo, 2015–2023)

Variável	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Nº obs.
Desigualdade (Gini disponível)	30,1	4,7	22,3	41,5	178
Composição (% ensino superior, 25+)	26,4	8,0	7,7	41,3	177
PIB per capita (PPC, USD const. 2021)	57.657,2	20.061,6	14.857,1	134.828,0	180
Taxa de emprego (%)	57,6	5,7	42,8	67,4	180
Abertura comercial (% PIB)	108,8	68,2	23,1	331,1	180

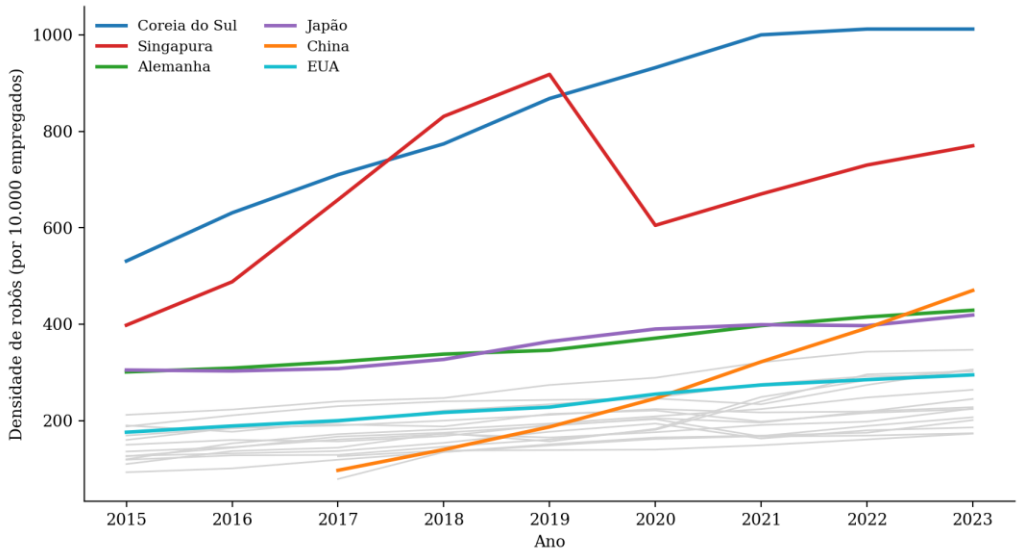
Nota: nº de observações inferior a 180 reflete as lacunas documentadas no Apêndice B (Japão sem Gini 2022-2023; China/Japão com Composição fixa em valor único; Singapura/Áustria com lacunas pontuais de Composição).

Quadro 3.4 — Matriz de correlação das variáveis explicativas

	Automação	Composição	PIBpc	Emprego	Abertura
Automação	1,000				
Composição	0,297	1,000			
PIBpc	0,365	0,648	1,000		
Emprego	0,387	0,336	0,380	1,000	
Abertura	0,236	0,277	0,614	0,264	1,000

Nenhum par de variáveis explicativas apresenta correlação acima de 0,65 (PIBpc–Composição), pelo que não é de esperar um problema grave de multicolinariedade, o que se confirma formalmente com o VIF (secção 3.3.3) já em Stata.

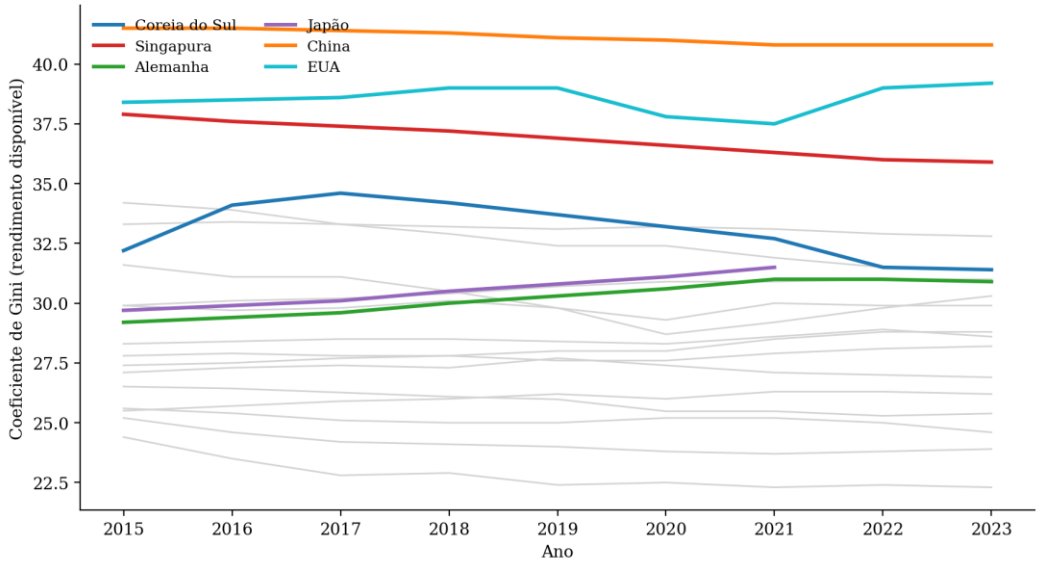
Figura 3.1 — Evolução da densidade de robôs industriais por país, 2015–2023



Fonte: elaboração própria com base em dados da IFR (International Federation of Robotics), comunicados de imprensa anuais.

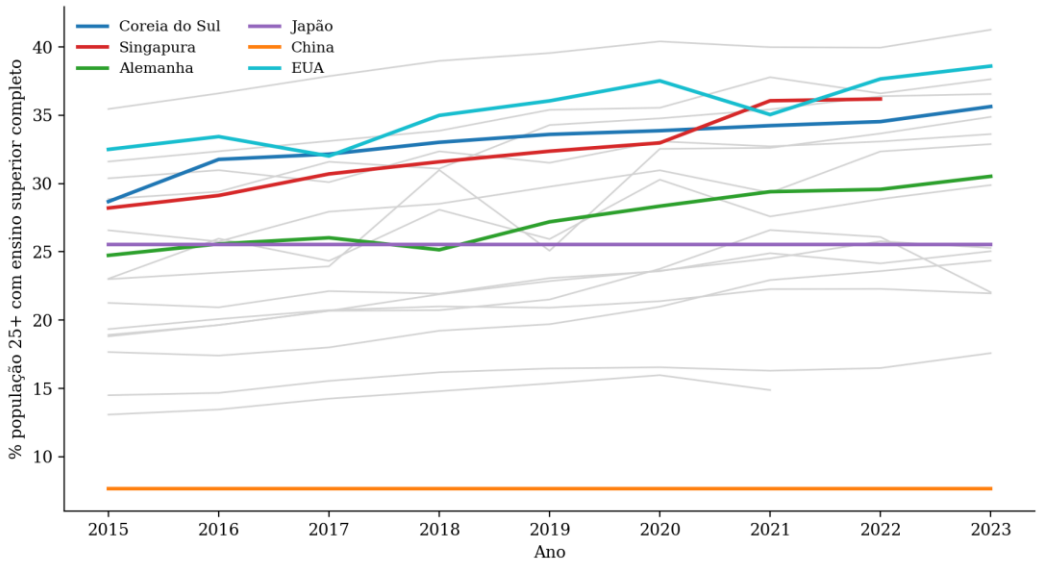
A Figura 3.1 evidencia três padrões relevantes para a interpretação dos resultados: (i) a Coreia do Sul e Singapura destacam-se com níveis de automação muito superiores aos restantes países da amostra durante todo o período; (ii) a China apresenta o crescimento mais acentuado (de 97 para 470 entre 2017 e 2023), embora a partir de uma base muito mais baixa; e (iii) a quebra visível em Singapura em 2020 é consistente com o choque da pandemia de COVID-19 sobre as cadeias de produção eletrónica, reforçando a pertinência do teste de robustez que exclui os anos de pandemia (secção 3.4).

Figura 3.2 — Evolução da desigualdade de rendimentos (Gini disponível) por país



Fonte: elaboração própria com base em dados do SWIID (Solt, 2020).

Figura 3.3 — Evolução da composição do capital humano (% ensino superior) por país



Fonte: elaboração própria com base em dados do World Bank WDI / UNESCO UIS. Nota: as linhas horizontais da China e do Japão refletem a limitação documentada no Apêndice B (valor único de 2020 mantido constante).

Em síntese, a metodologia adotada procura articular uma abordagem empírica rigorosa, assente em dados em painel e numa análise comparada entre países, com o enquadramento teórico desenvolvido na revisão de literatura, permitindo avaliar de forma sistemática de que modo a composição do capital humano condiciona os efeitos distributivos da automação sobre a desigualdade de rendimentos.

4. Resultados Empíricos

De acordo com a metodologia descrita no capítulo anterior, apresentam-se nesta secção os resultados da estimação em dados de painel dos Modelos 1 a 3, para as duas medidas de desigualdade consideradas, o coeficiente de Gini do rendimento disponível (secção 4.1) e o coeficiente de Gini do rendimento de mercado (secção 4.2). Para cada especificação, reproduzem-se os resultados obtidos quer pelo Método dos Efeitos Fixos (MEF), quer pelo Método dos Efeitos Aleatórios (MEA), sendo o Teste de Hausman (1978) utilizado para decidir qual dos dois modelos fornece a estimação mais apropriada em cada caso, complementando, caso a caso, o argumento conceptual já apresentado na secção 3.3.2 a favor do MEF. Todas as estimações reportadas utilizam erros-padrão robustos, clusterizados ao nível do país.

Antes da estimação, as variáveis Automação e Composição foram centradas na respetiva média amostral antes da construção do termo de interação (Aiken & West, 1991), de forma a evitar multicolinariedade não-essencial entre os termos principais e o termo de interação. Esta correção revelou-se necessária: numa primeira estimação com as variáveis não-centradas, os fatores de inflação da variância (VIF) da Automação e da interação Automação × Composição ascendiam a

45,5 e 56,1, respetivamente, muito acima do limiar de 10 definido na secção 3.3.3. Após a centragem, os VIFs de todas as variáveis explicativas situam-se entre 1,4 e 2,7, não sendo de esperar problemas de multicolinearidade relevantes. Note-se que a centragem não altera o valor nem a significância estatística do coeficiente de interação (β_3), apenas estabiliza a estimação e torna os efeitos principais interpretáveis em torno da média da amostra, em vez de num ponto hipotético (Automação = 0) fora do intervalo observado dos dados.

4.1 Resultados para a Desigualdade de Rendimento Disponível

O Quadro 4.1 reporta os resultados da estimação dos Modelos 1 a 3 tendo como variável dependente o coeficiente de Gini do rendimento disponível.

Quadro 4.1 — Automação, Composição do Capital Humano e Desigualdade de Rendimento Disponível

	Modelo 1	**Modelo 2**	**Modelo 3**
Automação	-0,00032 (0,0017)	-0,00028 (0,0017)	-0,00036 (0,0016)
Composição	—	0,0144 (0,0587)	0,0123 (0,0644)
Automação × Composição	—	—	0,000019 (0,000098)
PIB per capita	-0,00006* (0,00003)	-0,00005 (0,00003)	-0,00006 (0,00004)
Taxa de emprego	-0,0397 (0,1915)	-0,0325 (0,1901)	-0,0349 (0,1915)
Abertura comercial	0,0014 (0,0129)	-0,0005 (0,0145)	-0,0008 (0,0141)
Efeitos fixos país/ano	Sim	Sim	Sim
Observações	172	169	169
Países	20	20	20
R^2 within	0,046	0,035	0,035

*Erros-padrão clusterizados ao nível do país entre parêntesis. *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,10. Variáveis Automação e Composição centradas na média amostral.*

O teste de Hausman para o Modelo 3 (H = 5,72; p = 0,456) não rejeita a hipótese nula de que o MEA seria apropriado para esta equação. Ainda assim, e em linha com o argumento metodológico já desenvolvido na secção 3.3.2, segundo o qual a amostra utilizada corresponde a um conjunto específico e não aleatório de países, e não a uma amostra aleatória de uma população mais alargada, opta-se por manter a interpretação dos resultados do MEF, de forma consistente com a especificação adotada para a variável de rendimento de mercado (secção 4.2), onde o teste de Hausman rejeita claramente o MEA.

Nenhum dos coeficientes estimados no Modelo 3 é estatisticamente significativo, com exceção do PIB per capita no Modelo 1, que perde significância após a inclusão da Composição. Em particular, o coeficiente de interação entre Automação e Composição, o parâmetro central desta dissertação, não é estatisticamente diferente de zero (β_3 = 0,000019; p = 0,851). O poder explicativo do modelo, medido pelo R^2 within, é também reduzido (3,5%), indicando que a variação temporal dentro de cada país explica apenas uma pequena parte da variação da desigualdade de rendimento disponível não absorvida pelos efeitos fixos.

Este resultado não invalida a hipótese teórica subjacente, mas sugere que, quando medida pelo rendimento disponível, a associação entre automação e desigualdade não varia de forma detetável com a composição do capital humano nesta amostra. Três fatores contextuais ajudam a explicar este resultado: primeiro, a amostra está fortemente concentrada em economias avançadas e institucionalmente semelhantes (secção 3.1.2), o que reduz a variação de composição do capital humano disponível para identificar um efeito moderador; segundo, o período de observação é relativamente curto (nove anos, e menos para três países), limitando a variação temporal disponível; terceiro, o rendimento disponível é, por construção, a medida de desigualdade já filtrada pelos sistemas fiscais e de transferências sociais dos países da amostra, sistemas que são, em geral, robustos nas economias avançadas que dominam a amostra. Esta última observação motiva diretamente a análise da secção seguinte.

4.2 Resultados para a Desigualdade de Rendimento de Mercado

O Quadro 4.2 reporta os resultados equivalentes tendo como variável dependente o coeficiente de Gini do rendimento de mercado, ou seja, a desigualdade tal como se apresenta antes da intervenção do sistema fiscal e de transferências sociais. Esta especificação já estava prevista na metodologia (secção 3.2.1) como teste de robustez, precisamente para avaliar se os efeitos da automação sobre a desigualdade são absorvidos pela redistribuição do Estado.

Quadro 4.2 — Automação, Composição do Capital Humano e Desigualdade de Rendimento de Mercado

	Modelo 1	**Modelo 2**	**Modelo 3**
Automação	-0,00072 (0,0013)	-0,00069 (0,0013)	-0,00164 (0,00096)*
Composição	—	0,0117 (0,0636)	-0,0120 (0,0578)
Automação × Composição	—	—	0,000213 (0,000053)***
PIB per capita	-0,00005* (0,00003)	-0,00005* (0,00003)	-0,00007** (0,00003)
Taxa de emprego	-0,2791* (0,1437)	-0,2778* (0,1458)	-0,3054** (0,1311)
Abertura comercial	0,0088 (0,0122)	0,0081 (0,0124)	0,0048 (0,0115)
Efeitos fixos país/ano	Sim	Sim	Sim
Observações	172	169	169
Países	20	20	20
R^2 within	0,160	0,156	0,242

*Erros-padrão clusterizados ao nível do país entre parêntesis. *** p<0,01, ** p<0,05, * p<0,10. Variáveis Automação e Composição centradas na média amostral.*

Ao contrário da equação anterior, o teste de Hausman para o Modelo 3 ($H = 20,89$; $p = 0,002$) rejeita claramente a hipótese nula, confirmando que o MEF é o modelo apropriado para esta especificação, reforçando, também por via estatística e não apenas conceptual, a opção metodológica pelo MEF adotada de forma consistente em toda a dissertação.

Os resultados do Modelo 3 revelam um padrão substancialmente distinto do encontrado para o rendimento disponível. O coeficiente de interação Automação × Composição é positivo e estatisticamente significativo a 1% ($\beta_3 = 0,000213$; $p < 0,001$), e o R^2 within mais do que sextuplica

relativamente ao Modelo 1 sem interação (16,0% → 24,2%). A magnitude do efeito, embora pequena em termos absolutos, reflexo das escalas das variáveis originais, é substantivamente relevante: para um país com composição do capital humano um desvio-padrão acima da média amostral (aproximadamente 8 pontos percentuais, Quadro 3.3), o efeito marginal da automação sobre o Gini de mercado é apreciavelmente mais positivo do que para um país com composição próxima da média.

Este resultado é consistente com a hipótese de que a automação, quando complementar a mão de obra qualificada, tende a amplificar a desigualdade gerada no mercado de trabalho, um mecanismo em linha com a literatura de mudança tecnológica enviesada para a qualificação (skill-biased technological change) discutida na revisão de literatura (secção 2.3). É também de notar que a taxa de emprego se torna estatisticamente significativa e com sinal negativo em todas as especificações desta secção, sugerindo que economias com maior taxa de emprego apresentam, em média, menor desigualdade de rendimento de mercado, um resultado alinhado com a literatura sobre inserção laboral e desigualdade.

A leitura conjunta das secções 4.1 e 4.2 é o resultado empírico central desta dissertação: a automação está associada a um aumento da desigualdade de mercado, e esse efeito é significativamente amplificado em países com maior composição de capital humano qualificado, mas este efeito não se propaga ao rendimento disponível, sugerindo que os sistemas fiscais e de transferências sociais dos países da amostra absorvem, pelo menos parcialmente, este canal distributivo. Esta dissociação entre os efeitos no rendimento de mercado e no rendimento disponível é consistente com o argumento teórico de Berg, Buffie, et al. (2018), discutido na secção 2.5, segundo o qual a automação pode ser simultaneamente "boa para o crescimento e má para a equidade" ao nível do mercado, sendo a evidência aqui apresentada um contributo empírico direto a essa proposição teórica, na medida em que mostra que a fase de medição da desigualdade (mercado vs. disponível) é determinante para se observar, ou não, este efeito. Esta dissertação não permite identificar com exatidão quais instrumentos de redistribuição desempenham este papel, o que constitui uma via natural para investigação futura (secção 6.2).

4.3 Testes de Robustez

O Quadro 4.3 sintetiza os testes de robustez adicionais realizados sobre o Modelo 3, para ambas as variáveis dependentes.

Quadro 4.3 — Testes de Robustez do Coeficiente de Interação (β_3)

Especificação	**Var. dependente**	**β_3**	**p-value**	**R^2 within**
Modelo 3 (referência)	Gini disponível	0,000019	0,851	0,035
Composição alternativa (% secundário)	Gini disponível	0,000019	0,681	0,137
Excluindo China/Eslováquia/Finlândia	Gini disponível	-0,000017	0,944	0,034

Especificação	Var. dependente	β_3	p-value	R^2 within
Excluindo anos de pandemia (2020-2021)	Gini disponível	0,000053	0,521	0,184
Modelo 3 (referência)	Gini de mercado	0,000213	0,001	0,242
Excluindo anos de pandemia (2020-2021)	Gini de mercado	0,000205	0,001	0,316
Excluindo China/Eslováquia/Finlândia	Gini de mercado	0,000080	0,560	0,246

O resultado para o rendimento disponível revela-se estável em torno de zero em todas as especificações testadas, nunca se aproxima da significância estatística, o que reforça a robustez do resultado nulo apresentado na secção 4.1.

O resultado para o rendimento de mercado exige uma leitura mais cuidadosa. Por um lado, é robusto à exclusão dos anos afetados pela pandemia de COVID-19, o coeficiente mantém-se praticamente inalterado (0,000205 vs. 0,000213) e continua altamente significativo, com o R^2 within a aumentar ainda mais (31,6%), sugerindo que o resultado não é conduzido por distorções conjunturais associadas à pandemia. Por outro lado, o resultado não é robusto à exclusão da China, da Eslováquia e da Finlândia, o coeficiente mantém o sinal positivo mas perde substancialmente magnitude e significância estatística ($p = 0,560$).

Esta sensibilidade deve ser assinalada como uma limitação importante do resultado central da dissertação, e não deve ser ocultada. Existem, no entanto, razões para não a interpretar como evidência de fragilidade espúria do resultado: como documentado na secção 3.1.4, a China e o Japão apresentam a variável Composição fixa num único valor ao longo de todo o período (por limitação de disponibilidade de dados), o que significa que a sua contribuição para a identificação do termo de interação provém exclusivamente de variação entre países, e não dentro de cada país, ao contrário do que acontece com a Eslováquia e a Finlândia, cuja exclusão se deve simplesmente à sua série mais curta (2017-2023). É, portanto, provável que parte do poder estatístico do resultado principal dependa da forte trajetória de crescimento da automação chinesa (Figura 3.1) conjugada com a sua posição relativamente baixa na composição do capital humano (Figura 3.3), um padrão consistente com a hipótese teórica, mas que não pode, com os dados atualmente disponíveis, ser plenamente dissociado das limitações de cobertura temporal já identificadas. Este ponto é retomado com maior detalhe na discussão dos resultados (Capítulo 5).

Em síntese, os resultados empíricos revelam um padrão duplo: não se encontra evidência de que a composição do capital humano condicione a associação entre automação e desigualdade de rendimento disponível, mas encontra-se evidência estatisticamente robusta, embora sensível à composição exata da amostra, de que essa condicionalidade existe para a desigualdade de rendimento de mercado. Esta dualidade de resultados, mais do que uma limitação, constitui um contributo substantivo desta dissertação: sugere que o canal de transmissão entre automação, capital humano e desigualdade opera primariamente ao nível do mercado de trabalho, sendo

passível de atenuação por via da política de redistribuição, uma distinção que a literatura revista no Capítulo 2 nem sempre torna explícita.

5. Discussão e Análise dos Resultados Empíricos

O capítulo anterior apresentou os resultados da estimação dos Modelos 1 a 3 para as duas medidas de desigualdade consideradas, revelando um padrão duplo: ausência de evidência de um efeito moderador da composição do capital humano sobre a associação entre automação e desigualdade de rendimento disponível, e evidência estatisticamente significativa desse mesmo efeito quando a variável dependente é a desigualdade de rendimento de mercado. O presente capítulo interpreta este padrão à luz do enquadramento teórico desenvolvido no Capítulo 2, discute as suas implicações e identifica as principais limitações da análise.

5.1 Síntese dos Resultados Face à Questão de Investigação

A questão de investigação que orienta esta dissertação, avaliar de que forma a associação entre automação e desigualdade varia com a composição do capital humano, pressupõe um mecanismo de moderação: a composição do capital humano não altera a automação, mas condiciona a intensidade com que esta se associa à desigualdade. Os resultados do Capítulo 4 permitem responder a esta questão de forma condicional, e não unívoca: a resposta depende de qual desigualdade se está a medir.

Quando a variável dependente é o Gini do rendimento de mercado, a resposta é afirmativa e estatisticamente robusta (à exceção da robustez a subconjuntos de países, discutida na secção 5.4): países com uma composição de capital humano mais orientada para o ensino superior apresentam uma associação mais positiva entre automação e desigualdade. Quando a variável dependente é o Gini do rendimento disponível, não se encontra evidência estatística de qualquer condicionalidade. Esta dualidade não deve ser lida como um resultado inconclusivo, mas antes como uma resposta mais precisa à questão de investigação do que uma resposta única poderia oferecer: a composição do capital humano parece condicionar os efeitos distributivos da automação especificamente no mercado de trabalho, e não necessariamente no rendimento efetivamente disponível às famílias após a intervenção do Estado.

5.2 Interpretação à Luz da Literatura

5.2.1 O canal de mercado: automação, competências complementares e skill premium

O resultado obtido para o rendimento de mercado é consistente com o núcleo da literatura sobre skill-biased technological change revista na secção 2.3. Acemoglu (2002) demonstra que a mudança tecnológica tende a apresentar um enviesamento favorável às competências dos trabalhadores mais

qualificados, aumentando a sua produtividade relativa; se esta complementaridade for mais intensa em países onde uma maior proporção da população possui ensino superior, é plausível que o coeficiente de interação positivo aqui estimado capture precisamente esse mecanismo, países com maior "massa crítica" de capital humano qualificado dispõem de mais trabalhadores em posição de beneficiar da complementaridade entre automação e competências avançadas, ampliando a distância face aos trabalhadores em tarefas mais rotineiras e mais expostas à substituição.

Este resultado dialoga também diretamente com a quantificação empírica de Acemoglu et al. (2022) ,discutida na secção 2.4, segundo a qual entre 50% a 70% das alterações na estrutura salarial norte-americana das últimas décadas são explicadas pela queda relativa dos salários de trabalhadores especializados em tarefas rotineiras em indústrias mais automatizadas. Embora a presente dissertação opere a um nível de agregação distinto, o país, e não o indivíduo ou a indústria, o sinal e a significância do coeficiente de interação são compatíveis com a ideia de que a automação redistribui rendimento entre grupos de trabalhadores de forma não neutra relativamente às suas competências, e que essa redistribuição é mais visível em economias onde a distribuição de competências já apresenta uma componente qualificada mais alargada.

O modelo de três níveis de qualificação de Afonso (2024) ,também discutido na secção 2.4, oferece uma interpretação adicional para este padrão. Os autores mostram que são os trabalhadores medianamente qualificados, tipicamente associados a tarefas rotineiras, que sofrem as perdas relativas mais acentuadas perante um choque de automação, enquanto os trabalhadores mais qualificados beneficiam da complementaridade tecnológica. Se a Composição (medida nesta dissertação pela percentagem da população com ensino superior) capta principalmente o grupo de trabalhadores mais qualificados, o resultado encontrado pode refletir precisamente esta assimetria: quanto maior a proporção da população neste grupo superior, maior a base de trabalhadores em posição de captar os ganhos da complementaridade, ampliando a distância face aos restantes grupos e, nessa medida, a desigualdade de mercado.

5.2.2 O papel da redistribuição: por que o efeito não se propaga ao rendimento disponível

A ausência de um efeito significativo sobre o rendimento disponível, lida em conjunto com a significância do efeito sobre o rendimento de mercado, é consistente com o argumento teórico de Berg, Ostry, et al. (2018) ,discutido na secção 2.5, segundo o qual a automação pode ser simultaneamente "boa para o crescimento e má para a equidade", sendo esta equidade avaliada, no seu modelo, antes de considerar mecanismos redistributivos. Os resultados desta dissertação sugerem uma leitura complementar: os sistemas fiscais e de transferências sociais das economias avançadas que dominam a amostra (secção 3.1.2) parecem desempenhar um papel de

amortecimento deste canal distributivo, impedindo que o efeito visível ao nível do mercado se traduza integralmente em maior desigualdade de rendimento efetivamente disponível às famílias.

Esta leitura é também consistente com a discussão da secção 2.5 sobre o papel das políticas de capital humano e de proteção social durante períodos de transição tecnológica: economias com sistemas de proteção mais desenvolvidos podem apresentar maior capacidade para distribuir os custos e benefícios da mudança tecnológica, absorvendo parte do impacto que, de outra forma, se traduziria em maior desigualdade de rendimento disponível. Não é possível, com os dados utilizados nesta dissertação, identificar quais instrumentos específicos, tributação progressiva, transferências sociais, seguro de desemprego, ou outros, desempenham este papel amortecedor, na medida em que o SWIID fornece apenas os coeficientes de Gini antes e depois da ação redistributiva do Estado, e não uma decomposição dos seus instrumentos. Esta é uma limitação relevante, retomada na secção 5.4.

5.2.3 Uma nota sobre os mecanismos de tarefas

A framework baseada em tarefas de (Acemoglu & Restrepo, 2018, 2020), central na secção 2.4, distingue três mecanismos através dos quais a automação afeta a distribuição, deslocamento, produtividade e reintegração. Os dados utilizados nesta dissertação, agregados ao nível do país e sem informação sobre a alocação de tarefas por ocupação ou indústria, não permitem identificar qual destes três mecanismos está subjacente ao efeito de interação encontrado. O coeficiente de interação positivo estimado para o rendimento de mercado é compatível com um cenário em que o efeito de deslocamento predomina sobre o de reintegração precisamente nos países com maior composição de capital humano superior, o que, à primeira vista, poderia parecer contraintuitivo, uma vez que seria de esperar que uma força de trabalho mais qualificada estivesse mais bem posicionada para transitar para novas tarefas. Uma interpretação alternativa, sugerida pela distinção de Afonso (2024), é a de que o efeito não opera através dos trabalhadores mais qualificados em si, mas através do alargamento da distância entre estes e os restantes grupos, incluindo os trabalhadores medianamente qualificados mais expostos a tarefas rotineiras. Distinguir formalmente entre estas interpretações exigiria dados desagregados ao nível ocupacional ou setorial, que excedem o âmbito desta dissertação.

5.3 Amostra e a Robustez do Resultado Central

Como reportado na secção 4.3, o efeito de interação estimado para o rendimento de mercado, embora robusto à exclusão dos anos de pandemia, não é robusto à exclusão da China, da Eslováquia e da Finlândia. Esta sensibilidade merece uma discussão que vai além da mera nota técnica.

Em primeiro lugar, é importante notar que a exclusão simultânea destes três países remove quase um terço da variação temporal disponível fora do núcleo de países com série completa (secção 3.1.2), pelo que alguma perda de poder estatístico seria expectável independentemente da robustez substantiva do efeito. Em segundo lugar, e mais relevante, a China é o país da amostra com a trajetória de automação mais acentuada (Figura 3.1) e com uma composição de capital humano fixa por limitação de dados (secção 3.1.4), condições que, em conjunto, atribuem a este país um peso desproporcionado na identificação do termo de interação, por via de variação essencialmente transversal e não temporal. Esta situação é uma manifestação direta da limitação, já assinalada na secção 3.1.2, de que a amostra desta dissertação está fortemente concentrada em economias avançadas, sendo a China a única grande economia emergente presente de forma consistente. A literatura revista na secção 2.4, nomeadamente Milanovic (2016),quanto à dimensão internacional da desigualdade, sugere precisamente que os efeitos da automação podem variar de forma sistemática entre países com diferentes estruturas produtivas e institucionais; a presente dissertação, ao não conseguir captar adequadamente essa heterogeneidade internacional por restrições de disponibilidade de dados gratuitos (secção 3.1), acaba por depender de forma desproporcionada do único caso de economia emergente disponível para testar precisamente essa heterogeneidade.

Esta constatação não invalida o resultado central, mas qualifica-o: a evidência é consistente com a hipótese de que a composição do capital humano modera os efeitos distributivos da automação no mercado de trabalho, mas a robustez desta evidência a diferentes composições da amostra sugere que a magnitude e mesmo a deteção do efeito podem depender criticamente da inclusão de economias em fases de automação mais aceleradas e menos semelhantes ao núcleo de economias avançadas que domina a amostra.

5.4 Limitações da Análise

Em complemento às limitações já identificadas ao longo do Capítulo 3 e retomadas na secção 5.3, destacam-se três limitações adicionais relevantes para a interpretação dos resultados:

Agregação ao nível do país. Os mecanismos discutidos na literatura de tarefas (secção 5.2.3) operam ao nível do trabalhador, da ocupação ou, no limite, da indústria. A presente dissertação, ao utilizar indicadores agregados ao nível do país, não pode testar diretamente estes mecanismos, apenas verificar se os seus efeitos agregados são compatíveis com os resultados observados.

Curta dimensão temporal do painel. O período de observação (2015-2023, e mais curto para três países) é reduzido face ao tempo que a literatura sugere ser necessário para que os efeitos completos da automação sobre o mercado de trabalho se manifestem, nomeadamente os efeitos

de reintegração discutidos por (Nakamura & Zeira, 2024) na secção 2.3, que podem demorar vários anos a materializar-se. É possível que uma janela temporal mais longa viesse a revelar padrões distintos dos aqui identificados.

Ausência de uma medida direta de qualidade educativa. Como discutido na secção 2.2, a literatura recente (Angrist et al., 2021) sugere que medidas de resultados de aprendizagem captam dimensões do capital humano não capturadas pelos anos de escolaridade ou pelas taxas de conclusão utilizadas nesta dissertação. A ausência desta dimensão, por limitações de cobertura temporal e por país das fontes gratuitas disponíveis, constitui uma limitação a assinalar.

Em síntese, os resultados desta dissertação sugerem que a automação está associada a um aumento da desigualdade de rendimento de mercado, e que essa associação é mais pronunciada em países com uma composição de capital humano mais orientada para o ensino superior, um padrão consistente com a literatura sobre mudança tecnológica enviesada para a qualificação. Este efeito, contudo, não se propaga de forma detetável ao rendimento efetivamente disponível às famílias, sugerindo um papel amortecedor dos sistemas de redistribuição fiscal das economias avançadas que compõem a amostra. A robustez deste resultado central a diferentes composições da amostra é parcial, e a sua interpretação deve ter em conta as limitações identificadas, em particular, a concentração da amostra em economias avançadas e o peso desproporcionado da China na identificação do efeito. O capítulo seguinte sintetiza estas conclusões e discute as suas implicações mais amplas, bem como as vias de investigação futura que delas decorrem.

6. Conclusão

6.1 Síntese dos Principais Resultados e Contributos

Esta dissertação partiu de uma questão de investigação específica: avaliar de que forma a associação entre automação e desigualdade de rendimentos varia com a composição do capital humano, numa perspetiva comparada entre países. A resposta empírica encontrada é condicional, e essa condicionalidade constitui, em si mesma, o principal resultado da dissertação: a composição do capital humano modera de forma estatisticamente significativa a associação entre automação e desigualdade de rendimento de mercado, mas não se encontra evidência dessa moderação quando a desigualdade é medida pelo rendimento disponível.

Este resultado duplo permite três contributos principais. Em primeiro lugar, um contributo conceptual: ao distinguir formalmente, desde a metodologia, entre um mecanismo de moderação (testado através do termo de interação Automação × Composição) e um mecanismo de mediação (que exigiria que a automação alterasse, ela própria, a composição do capital humano), esta dissertação clarifica uma distinção que a literatura revista no Capítulo 2 nem sempre torna explícita,

e que tem implicações diretas para a forma como a relação entre estas variáveis deve ser especificada e interpretada empiricamente. Em segundo lugar, um contributo empírico: a evidência de que a composição do capital humano condiciona os efeitos da automação sobre a desigualdade de mercado é consistente com a literatura sobre mudança tecnológica enviesada para a qualificação (Acemoglu, 2002; Acemoglu et al., 2022) e com o modelo de três níveis de qualificação de (Afonso, 2024), fornecendo um teste comparado entre países para mecanismos que a literatura tem, na sua maioria, documentado ao nível de um único país ou região. Em terceiro lugar, um contributo metodológico: a decomposição entre rendimento de mercado e rendimento disponível como estratégia para testar o papel amortecedor da redistribuição fiscal, motivada teoricamente por (Berg, Buffie, et al., 2018), permite isolar um canal (mercado de trabalho) do outro (política redistributiva), uma distinção que a análise exclusiva de uma única medida de desigualdade não permitiria estabelecer.

Estes contributos devem ser lidos à luz de uma qualificação importante: como discutido na secção 5.3, o resultado central não é robusto à exclusão de três países da amostra, entre os quais a China, o único caso de grande economia emergente presente na amostra de forma consistente. A evidência aqui apresentada deve, por isso, ser interpretada como um resultado que motiva a hipótese de moderação testada, mais do que como uma confirmação definitiva e generalizável desta.

6.2 Limitações e Vias de Investigação Futura

As limitações desta dissertação foram discutidas em detalhe nas secções 3.1.2, 3.1.4 e 5.3–5.4, e resumem-se aqui de forma sintética, na medida em que motivam diretamente as vias de investigação futura que se propõem.

A amostra utilizada, condicionada pela disponibilidade gratuita de dados de automação (secção 3.1), está fortemente concentrada em economias avançadas, e o período de observação (2015–2023, e mais curto para três países) é relativamente reduzido face ao horizonte temporal que a literatura sugere ser necessário para captar plenamente os efeitos da automação sobre o mercado de trabalho, incluindo os efeitos de reintegração discutidos por (Nakamura & Zeira, 2024). A análise não incorpora, adicionalmente, medidas de qualidade educativa (Angrist et al., 2021) nem dados desagregados ao nível ocupacional ou setorial, que permitiriam testar diretamente os mecanismos de deslocamento, produtividade e reintegração propostos por (Acemoglu & Restrepo, 2018, 2020).

Estas limitações sugerem quatro vias prioritárias para investigação futura. Primeiro, a extensão da amostra a um conjunto mais alargado de economias emergentes e em desenvolvimento, à medida

que a disponibilidade de dados de automação nestes países aumentar, permitiria testar se o padrão aqui identificado se mantém, se altera de magnitude, ou se inverte em contextos institucionais e produtivos distintos dos das economias avançadas, uma questão que a discussão da secção 5.3 deixa em aberto. Segundo, a extensão do período de observação, à medida que novos anos de dados se tornarem disponíveis, permitiria testar a estabilidade temporal do efeito encontrado e captar eventuais efeitos de reintegração de médio prazo. Terceiro, a utilização de dados desagregados ao nível ocupacional ou setorial permitiria distinguir formalmente entre os mecanismos de deslocamento, produtividade e reintegração, ultrapassando a limitação identificada na secção 5.2.3. Quarto, e talvez a via mais diretamente sugerida pelos resultados desta dissertação, a decomposição dos instrumentos de redistribuição fiscal, tributação progressiva, transferências sociais, seguro de desemprego, permitiria identificar especificamente quais mecanismos de política pública explicam a dissociação encontrada entre os efeitos no rendimento de mercado e no rendimento disponível, uma questão com implicações diretas de política económica que esta dissertação não tem os dados para responder, mas que os seus resultados tornam particularmente pertinente.

6.3 Considerações Finais

Esta dissertação partiu da constatação, discutida logo na secção 2.1 a propósito do contributo de (Ravallion, 2001),de que compreender os efeitos sociais de um processo económico exige "ir além das médias". Aplicada à automação, esta lógica sugere que a pergunta relevante não é apenas se a automação aumenta ou diminui a desigualdade em termos médios, mas para quem, através de que canais, e em que medida essas consequências são absorvidas pelas instituições económicas de cada país. Os resultados desta dissertação, um efeito visível no rendimento de mercado, condicionado pela composição do capital humano, mas ausente no rendimento disponível — são, nesse sentido, uma ilustração concreta desta lógica: a automação tem efeitos distributivos heterogéneos, mas esses efeitos não se propagam de forma automática ou uniforme até ao rendimento que efetivamente chega às famílias, dependendo da capacidade de resposta das instituições redistributivas de cada país.

A automação continuará, previsivelmente, a intensificar-se nas próximas décadas, tal como sugerido pela trajetória observada mesmo no curto período aqui analisado (Figura 3.1). Compreender de que forma o capital humano e as instituições económicas moldam os seus efeitos distributivos não é, por isso, apenas uma questão académica, mas uma condição para que os ganhos de produtividade que a automação promete gerar se traduzam em benefícios amplamente partilhados, e não apenas em crescimento medido por médias que ocultam divergências crescentes entre grupos e entre país.

Apêndices

Reúnem-se em seguida as notas metodológicas complementares e as demonstrações matemáticas referidas ao longo do texto, cuja apresentação integral no corpo da dissertação comprometeria a fluidez da exposição.

Apêndice A — Formalização Matemática do Coeficiente de Gini

Apresenta-se em seguida a formalização matemática do coeficiente de Gini, referida na secção 3.2.1. Conceptualmente, o coeficiente de Gini deriva da curva de Lorenz e é calculado como:

$$G = 1 - \Sigma\,(X_k - X_{k-1})(Y_k + Y_{k-1})$$

onde X_k representa a proporção acumulada da população até ao escalão k, e Y_k a proporção acumulada do rendimento até esse mesmo escalão.

Apêndice B — Notas Metodológicas Complementares sobre a Qualidade dos Dados

Desenvolvem-se em seguida as notas metodológicas referidas na secção 3.1.4, relativas à qualidade e ao tratamento dos dados utilizados.

Quebra de série na China: foi identificada uma revisão em baixa muito significativa nos dados de densidade de robôs da China entre os comunicados relativos a 2023 (470 robôs/10.000 empregados) e a 2024 (166 robôs/10.000 empregados), associada a uma atualização da base de emprego utilizada como denominador pelo gabinete estatístico chinês. Por este motivo, o ano de 2024 não é utilizado para nenhum país, e a robustez dos resultados à exclusão da China é testada separadamente (secção 3.4).

Bélgica-Luxemburgo: a IFR reporta estes dois países como uma única unidade estatística. Para assegurar consistência, os indicadores de desigualdade, capital humano e controlos, reportados separadamente para cada país nas restantes fontes, são agregados numa média ponderada pela população de cada país (aproximadamente 94,9% Bélgica / 5,1% Luxemburgo, com base em populações médias do período; a confirmar com dados anuais exatos da WDI se se pretender maior precisão), construindo uma observação sintética comparável à variável de automação disponível.

Composição do capital humano para a China e o Japão: os indicadores de "Educational Attainment" do WDI, para estes dois países, só têm valor disponível para o ano de 2020 dentro do período 2015–2023 (a frequência de recolha depende de inquéritos/censos que não são anuais nestes países). Dado que a composição educativa da população evolui de forma lenta e gradual, ao contrário de variáveis como o PIB ou a automação, optou-se por manter o valor de 2020 como

constante para os restantes anos destes dois países, em vez de os excluir da amostra. Esta é uma simplificação assumida explicitamente como limitação do estudo: para a China e o Japão, a variável Composição não contribui com variação temporal dentro do país (apenas variação transversal, entre países), pelo que os resultados do termo de interação para estes dois casos específicos devem ser interpretados com cautela redobrada. Esta limitação é visível na Figura 3.3, onde as séries da China e do Japão aparecem como linhas horizontais.

Apêndice C — Especificação Formal do Teste de Hausman

Apresenta-se em seguida a especificação formal do Teste de Hausman (1978), referido na secção 3.3.2, utilizado para a escolha entre o Método dos Efeitos Fixos (MEF) e o Método dos Efeitos Aleatórios (MEA):

$$H = (\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE})' \, [Var(\hat{\beta}_{FE}) - Var(\hat{\beta}_{RE})]^{-1} \, (\hat{\beta}_{FE} - \hat{\beta}_{RE}) \sim \chi^2(k)$$

com hipótese nula H_0: $Cov(\alpha_i, X_{it}) = 0$ (o MEA é apropriado e mais eficiente); e hipótese alternativa H_1: $Cov(\alpha_i, X_{it}) \neq 0$ (o MEF é necessário para consistência).

Apêndice D — Especificação do Fator de Inflação da Variância (VIF)

Apresenta-se em seguida a fórmula de cálculo do Fator de Inflação da Variância (VIF), referido na secção 3.3.3, utilizado para diagnosticar multicolinearidade entre as variáveis explicativas:

$$VIF_j = 1 / (1 - R^2_j)$$

Onde R^2_j é o coeficiente de determinação obtido ao regredir a variável explicativa j sobre todas as restantes variáveis explicativas do modelo.

Referências

Acemoglu, D. (2002). Technical Change, Inequality, and the Labor Market. *Journal of Economic Literature*, *vol. 40*(No. 1), (pp. 7–72). https://doi.org/DOI: 10.1257/0022051026976

Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., & Restrepo, P. (2022). Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Journal of Labor Economics*, *40*, 293-340. https://doi.org/DOI: 10.1086/718327

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2018). Artificial Intelligence, Automation and Work. *National Bureau of Economic Research*.

Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, *Volume 128*, Number 6. https://doi.org/https://doi.org/10.1086/705716

Afonso. (2024). Dynamics of automation in economic growth and the labor market. *Bulletin of Economic Research*, *76*(4), 1007-1018. https://doi.org/10.1111/boer.12465

Angrist, N., Djankov, S., Goldberg, P. K., & Patrinos, H. A. (2021). Measuring human capital using global learning data. *London School of Economics and Political Science*.

Autor, D. H., Dorn, D., & Hanson, G. H. (2015). Untangling Trade and Technology: Evidence from Local Labour Markets. *Economic Journal*, *0*, 621-646.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003a). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, *118*, 1279-1333.

Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003b). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, *Volume 118*(Issue 4), 1279–1333. https://doi.org/https://doi.org/10.1162/003355303322552801

Becker, G. S. (1993). Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis,

with Special Reference to Education. *3rd Edition*. https://doi.org/10.7208/chicago/9780226041223.001.0001

Berg, A., Buffie, E. F., & Zanna, L.-F. (2018). Should we fear the robot revolution? (The correct answer is yes). *Elsevier*, *97*, 117-148. https://doi.org/DOI: 10.1016/j.jmoneco.2018.05.014

Berg, A., Ostry, J. D., Tsangarides, C. G., & Yakhshilikov, Y. (2018). Redistribution, inequality, and growth: new evidence. *Journal of Economic Growth*, *23*, 259-305. https://doi.org/DOI: 10.1007/s10887-017-9150-2

Bourguignon, F., Ferreira, F. H. G., & Walton, M. (2007). Equity, efficiency and inequality traps: A research agenda. *The Journal of Economic Inequality*, *5*, 235-256. https://doi.org/DOI: 10.1007/s10888-006-9042-8

Chetty, R., Friedman, J. N., Saez, E., Turner, N., & Yagan, D. (2017). Mobility Report Cards: The Role of Colleges in Intergenerational Mobility. *NBER Working Papers*.

Corak, M. (2013). Income Inequality, Equality of Opportunity, and Intergenerational Mobility. *Journal of Economic Perspectives*, *27*, 79-102. https://doi.org/DOI: 10.1257/jep.27.3.79

Deming, D., & Kahn, L. B. (2018). Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals. *Journal of Labor Economics*, *36*, 337-369.

Deming, D. J. (2017). The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *The Quarterly Journal of Economics*, *132*, 1593-1640.

Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, *114*, 254-280. https://doi.org/DOI: 10.1016/j.techfore.2016.08.019

Galor, O., & Zeira, J. (1993). Income Distribution and Macroeconomics. *The Review of Economic Studies*, *60*, 35-52.

Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring. *American Economic Review*, *104*, 2509-2526. https://doi.org/ 10.1257/aer.104.8.2509

Heckman, J. J., & Mosso, S. (2014). The Economics of Human Development and Social Mobility. *Annual Review of Economics*, *6*. https://doi.org/https://doi.org/10.1146/annurev-economics-080213-040753

Kraay, A. (2020). The World Bank Human Capital Index: A Guide. *World Bank*, *34*(1). https://doi.org/https://doi.org/10.1093/wbro/lkz001

Lassébie, J., & Quintini, G. (2022). What skills and abilities can automation technologies replicate and what does it mean for workers?: New evidence. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers 282*. https://doi.org/DOI: 10.1787/646aad77-en

Lucas, R. E. (1988). On the mechanics of economic development. *Journal of Monetary Economics*, *22*(1). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0304-3932(88)90168-7

Milanovic, B. (2011). Global inequality : from class to location, from proletarians to migrants. *The World Bank*.

Milanovic, B. (2016). Global Inequality: A New Approach for the Age of Globalization. *Harvard University Press*, 320. https://doi.org/https://doi.org/10.2307/j.ctvjghwk4

Nakamura, H., & Zeira, J. (2024). Automation and unemployment: help is on the way. *Journal of Economic Growth*. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s10887-023-09233-9

Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, Skills Use and Training. *OECD Social*. https://doi.org/https://doi.org/10.1787/2e2f4eea-en

Osiobe, E. U. (2019). A Literature Review of Human Capital and Economic Growth. *Macrothink Institute*, *9*, 179-196.

Ostry, J. D., Berg, A., & Tsangarides, C. G. (2014). Redistribution, Inequality, and Growth. *IMF Staff Discussion Notes*. https://doi.org/https://ideas.repec.org/p/imf/imfsdn/2014-002.html#author-abstract

Ravallion, M. (2001). Growth, Inequality and Poverty: Looking Beyond Averages. *World Bank*, *29*(11), 1803-1815. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0305-750X(01)00072-9

Romer, P. M. (1990). Human capital and growth: Theory and evidence. *Elsevier*, *32*, 251-286.

Webb, M. (2020). The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market. *SSRN Electronic Journal*. https://doi.org/https://doi.org/10.2139/ssrn.3482150

Wirajing, M. A. K., Nchofoung, T. N., & Etape, F. M. (2023). Revisiting the human capital-economic growth nexus in Africa. *SN Business & Economics*, *3*. https://doi.org/10.1007/s43546-023-00494-5

Anexos

Reúnem-se em seguida os dados e as fontes de dados utilizados nesta dissertação, cujo tratamento exaustivo não é apresentado no corpo do texto.

Anexo A — Amostra de Países e Disponibilidade de Dados de Automação

Apresenta-se em seguida o detalhe país a país da amostra utilizada, referida na secção 3.1.2, incluindo os anos disponíveis, o número de observações e notas de cobertura para cada país ou unidade estatística.

Quadro A.1 — Países incluídos na amostra e disponibilidade de dados de automação, 2015–2023

País	Anos disponíveis	Nº obs.	Nota
Alemanha	2015–2023	9	—
Áustria	2015–2023	9	—
Bélgica-Luxemburgo	2015–2023	9	Unidade estatística conjunta (IFR); demais variáveis agregadas por média ponderada pela população
Canadá	2015–2023	9	—
China	2017–2023	7	Sem dados para 2015-2016; quebra de série entre 2023-2024 (não utilizada) — ver Apêndice B
Coreia do Sul	2015–2023	9	—
Dinamarca	2015–2023	9	—
Eslováquia	2017–2023	7	Sem dados para 2015-2016
Eslovénia	2015–2023	9	—
Espanha	2015–2023	9	—
EUA	2015–2023	9	—
Finlândia	2017–2023	7	Sem dados para 2015-2016
França	2015–2023	9	—
Holanda	2015–2023	9	—
Itália	2015–2023	9	—
Japão	2015–2023	9	—
República Checa	2015–2023	9	Valor de 2019 obtido por interpolação linear entre 2018 e 2020
Singapura	2015–2023	9	—
Suécia	2015–2023	9	—
Suíça	2015–2023	9	—

Nota: Hong Kong foi excluído da amostra por apresentar apenas 4 anos de dados disponíveis (2020–2023), insuficientes para uma estimação fiável em painel. O Taiwan foi excluído por não ter cobertura no World Bank WDI (fonte da composição do capital humano e dos controlos), não sendo o Taiwan membro desta organização.

Anexo B — Fontes de Dados Utilizadas

Apresenta-se em seguida o detalhe das fontes de dados utilizadas, referidas na secção 3.1.3.

Quadro A.2 — Fontes de dados utilizadas

Variável	*Fonte*	*Acesso*	*Notas*
Automação (densidade de robôs)	International Federation of Robotics (IFR) — comunicados de imprensa anuais, World Robotics	ifr.org/ifr-press-releases	Compilação manual, ano a ano, a partir dos gráficos descarregáveis de cada comunicado
Desigualdade de rendimentos (Gini)	Standardized World Income Inequality Database (SWIID)	fsolt.org/swiid/	Download único; gini_disp (referência) e gini_mkt (robustez)
Composição do capital humano	UNESCO Institute for Statistics (UIS), acedida via World Bank DataBank	databank.worldbank.org/source/world-	Download único (mesma consulta que os controlos); indicadores SE.SEC.CUAT.UP.ZS

Variável	*Fonte*	*Acesso*	*Notas*
		development-indicators	(secundário) e SE.TER.CUAT.BA.ZS (superior)
Variáveis de controlo	World Bank — World Development Indicators (WDI)	databank.worldbank.org/source/world-development-indicators	Download único, cobertura anual praticamente universal