



Lisbon School  
of Economics  
& Management  
Universidade de Lisboa

**MESTRADO EM  
ECONOMIA E POLÍTICAS PÚBLICAS**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO  
DISSERTAÇÃO**

**MEDIDAS DE CAPITAL HUMANO: UMA ANÁLISE REGIONAL  
PARA PORTUGAL**

**MARIA TEREZA DALLALANA**

**OUTUBRO - 2023**



Lisbon School  
of Economics  
& Management  
Universidade de Lisboa

**MESTRADO EM  
ECONOMIA E POLÍTICAS PÚBLICAS**

**TRABALHO FINAL DE MESTRADO  
DISSERTAÇÃO**

**MEDIDAS DE CAPITAL HUMANO: UMA ANÁLISE REGIONAL  
PARA PORTUGAL**

**MARIA TEREZA DALLALANA**

**ORIENTAÇÃO:**

**PROFESSORA DOUTORA ELSA FONTAINHA**

**OUTUBRO - 2023**

## **Agradecimentos**

Em primeiro lugar, agradeço à Deus pela graça diária, por me sustentar e apontar o caminho. Por ser a razão de tudo.

Agradeço à minha orientadora, Professora Doutora Elsa Fontainha, pelo inspirador entusiasmo que sempre demonstrou pelo tema da educação. Por em cada conversa compartilhar palavras de encorajamento e por me guiar ao longo dessa jornada até aqui.

Agradeço aos meus pais e irmãos, que mesmo a milhares de quilómetros de distância, me deram suporte e se fizeram presente quando em meio aos dias intermináveis de trabalho, aulas e escrita, me ligavam para dizer que me amavam e que eu iria conseguir. Obrigada por investirem na minha educação, acreditarem nos meus sonhos e vibrarem comigo a cada conquista.

Agradeço ao meu companheiro por estar sempre ao meu lado, nos dias bons e ruins, e por nunca me deixar desistir ou desanimar. Obrigada pelo suporte e carinho, por me incentivar e acreditar em mim.

## LISTA DE ABREVIATURAS E ACRÓNIMOS

AEE – Anos Esperados de Escolaridade

DGEEC – Direção-Geral de Estatísticas da Educação e Ciência

HCI – *Human Capital Index*

HCI\_R – Índice de Capital Humano Regional

LAYS – *Learning-Adjusted Years of Schooling*

NUTS – Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

OCDE – Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Económico

pc – *per capita*

PIB – Produto Interno Bruto

PIRLS – *Progress in International Reading Literacy Study*

PISA – Programa Internacional de Avaliação de Alunos

TIMSS – *Trends in International Mathematics and Science Study*

TRE – Taxa Real de Escolarização

TSA – Taxa Sobrevivência Adulta

TSI – Taxa Sobrevivência Infantil

## Resumo

A Teoria do Capital Humano tem contribuído para progressos no conhecimento econômico em múltiplos domínios, destacando-se a economia do trabalho e a economia da educação. Contudo, não existe consenso entre os economistas sobre a melhor forma de medir o capital humano, sendo diversas as medidas até agora construídas. Dentre essas medidas destaca-se o *Human Capital Index (HCI)* [Índice de Capital Humano HCI] construído e divulgado para dezenas de países desde 2018 pelo Banco Mundial. Apesar do interesse em conhecer o HCI a nível agregado, por país, é também reconhecida a necessidade de conhecer melhor o capital humano, por meio da desagregação da medida por exemplo por género, níveis de rendimento ou regiões subnacionais. É nesta última perspetiva que se insere o valor acrescentado desta investigação.

Para o caso da desagregação das medidas de capital humano por regiões, onde as análises empíricas são pouco frequentes, as investigações confrontam-se com dificuldades na aplicação das medidas de capital humano quer a nível de disponibilidade de fontes de informação quer a nível metodológico. Aplicando e adaptando o *Human Capital Index (HCI)* este estudo pretende contribuir para um melhor conhecimento do capital humano nas regiões em Portugal (23 regiões de Portugal Continental) analisando três anos (2015, 2018 e 2020) e usando informação de diversas fontes: DGEEC (2023), INE (2023 c, d & e) e OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019).

A construção do Índice de Capital Humano Regional (HCI\_R), seguindo a metodologia do Banco Mundial apresentada por Kraay (2018) baseia-se na medida do capital humano que uma criança nascida *no presente* pode esperar atingir quando entrar no mercado de trabalho (18 anos por hipótese) levando em consideração aspetos relacionados com a saúde e a educação que existem na região em que vive. Consequentemente, o índice é composto por três componentes: educação (quantidade e qualidade), saúde e sobrevivência.

Os resultados obtidos que são influenciados em particular por um dos componentes, a educação, mostraram uma heterogeneidade entre as regiões portuguesas e poderão contribuir para detetar as regiões com mais necessidade de investimento em educação e saúde, otimizando assim os esforços das autoridades locais e nacionais. São ainda apresentadas e justificadas empiricamente alternativas à construção de alguns componentes do índice relativamente à taxa de rentabilidade da educação e feita a discussão da importância de incorporar a mobilidade do capital humano entre regiões nas diferentes fases de construção do capital humano, nomeadamente quando da entrada no mercado de trabalho.

O índice calculado possui várias limitações. A influência desproporcionada da componente educação no valor final do índice, pode originar um viés na interpretação, uma vez que o capital humano não está apenas ligado com a educação formal, mas deve incluir outros fatores tais como educação informal, saúde física e mental e valores do indivíduo. Também os resultados mostram que regiões com baixos níveis socioeconômicos, apresentaram bons resultados no quesito qualidade da educação, o que chama a atenção para a existência de fatores não incluídos no índice que influenciam a criação de capital humano (e.g. os determinantes do sucesso escolar).

*Palavras-chaves:* Capital Humano; *Human Capital Index*; análise regional; educação; Portugal

## Abstract

The Human Capital Theory has contributed to progress in economic knowledge in multiple areas, primarily in work economics and education economics. However, there is not a consensus among economists on the best method to measure human capital, with diverse methods already developed. Among these methods, the one that stands out is the Human Capital Index (HCI) developed and released to dozens of countries since 2018 by the World Bank. Although there is interest in knowing the HCI at an aggregate level, per country, there is also a need to better know the human capital at a disaggregated level for example by gender, income levels or sub-national regions. It is in this last perspective that the added value of this research lies.

In the case of disaggregating the measures of human capital by regions, where the empirical analysis is less frequent, the investigations are troubled with difficulties in applying the human capital measures be it the level of information sources availability or at the level of methodology. Applying and adapting the Human Capital Index (HCI) this study aims to contribute to a better understanding of the human capital in the regions of Portugal (23 regions of Continental Portugal) analyzing three years (2015, 2018 and 2020) and using information from diverse sources: DGEEC (2023), INE (2023 c, d & e) and OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019).

The development of the Regional Human Capital Index (HCI\_R), following the methodology from the World Bank presented by Kraay (2018), is based on the human capital a child born in the present time can hope to achieve once it enters the job market (18 year by hypothesis) taking in consideration aspects related to health and education from the region in which the child lives. Consequently, the index is made up of three components: education (quantity and quality), health and survival.

The results obtained are influenced by one of the components, the education, showed a heterogeneity between the Portuguese regions and could contribute to detecting the regions that require the most investment in education and health, thus optimizing the efforts of local and national authorities. Alternatives to the construction of some components of the index relative to the rate of profitability of education are presented and justified empirically and a discussion is made of the importance of incorporating mobility to human capital between regions in different phases of the human capital, most importantly once one enters the job market.

The calculated index has many limitations. The disproportionate difference of the education component in the final value of the index, can originate from an interpretative bias, once the human capital is not only tied to formal education, but must include other factors such as informal education, physical and mental health and values held by the individual. The results also report that the regions with low socioeconomic levels, display better results in the aspect of quality of education and it calls attention to the existence of factors not included in the index that influence the creation of human capital (e.g. the determinant of school success).

*Keywords:* Human Capital; Human Capital Index; regional analysis; education; Portugal.

## Índice

Introdução .....	10
II. Capital Humano: Teorias, Conceitos e Medidas .....	11
II.1. Medidas do CH de âmbito agregado: apresentação e discussão .....	14
II.2. Índice de Capital Humano do Banco Mundial .....	15
III. Medidas do Capital Humano de âmbito regional/supra-nacional: resultados, potencialidades e limites.....	16
III.1. Desagregação regional de Medida de Capital Humano: alguns estudos.....	18
III.1.1. Estudo de vários países.....	18
III.1.2. Índice regional para a Itália .....	18
III.1.3. Índice regional para a China.....	20
III.1.4. Capital Humano e Educação em Portugal: análise exploratória por regiões a componente educação em Portugal .....	21
IV. Índice de Capital Humano Regional (HCI_R) para Portugal.....	23
IV.1. Metodologia e Base de Dados.....	23
IV.2. Componente Educação.....	23
IV.3. Componente Saúde .....	26
IV.4. Componente Sobrevivência .....	27
IV.5. Cálculo do HCI: união dos três componentes.....	28
V. Resultados: apresentação e discussão.....	29
V.1. Comparação com os resultados publicados pelo Banco Mundial .....	34
V.2. Índice de Capital Humano por regiões (HCI_R): comparação com HCI de Portugal Continental .....	35
V.3. Parâmetro associado a escolaridade de Mincer (1958) e HCI.....	37
Conclusão.....	40
Anexo A .....	48
Anexo B .....	54
Anexo C .....	55
Anexo D.....	57

## Índice de Tabelas e Figuras

### **Figura A1. Resultados do PISA 2018 por Regiões NUTS**

<i>III</i> .....	51
<b>Tabela 1.</b> <i>Resultado do HCI para Portugal, e os resultados parciais dos seus componentes, em 2020</i> .....	15
<b>Tabela 2.</b> <i>Fontes de dados para cálculo do HCI_R em 2021, 2018 e 2015</i> .....	27
<b>Tabela 3.</b> <i>Resultados de HCI, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</i> .....	29
<b>Tabela 4.</b> <i>Resumo de resultados de HCI, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</i> .....	32
<b>Tabela 5.</b> <i>Resultados de HCI Calculado e Banco Mundial e componentes, por NUTS III, 2018 e 2020</i> .....	34
<b>Tabela 6.</b> <i>Resumo* de resultados dos componentes de HCI_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.</i> .....	36
<b>Tabela 7.</b> <i>Taxa de retorno de um ano adicional de escolaridade, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</i> .....	37
<b>Tabela A1.</b> <i>Resultado de HCI em 2020 em Portugal e comparação com Continente.</i> .....	48
<b>Tabela A2.</b> <i>Adaptação de NUTS III classificação de 2002 para classificação de 2013..</i> .....	48
<b>Tabela A3.</b> <i>NUTS I, II e III conforme classificação de 2013 e demais informações relacionadas à elas</i> .....	49
<b>Tabela A4.</b> <i>Participação de Portugal em questionários internacionais</i> .....	50
<b>Tabela A5.</b> <i>Resultados dos componentes de HCI_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</i> .....	51
<b>Tabela C1.</b> <i>Idade por nível de ensino e ano curricular</i> .....	56



<b>Tabela D1. Níveis e anos de escolaridade para 2021 e 2018.....</b>	<b>57</b>
---	-----------

<b>Tabela D2. Níveis e anos de escolaridade para 2015.....</b>	<b>58</b>
--	-----------

## Introdução

O crescimento econômico e os estudos dos fatores que levam a ele pode ser considerado como um dos principais temas e desafios para os economistas. No entanto, até meados da década de 1950, havia o entendimento que o crescimento econômico era função dos fatores de produção como recursos naturais, trabalho e capital (Solow, 1956). Ora, se de fato os fatores de produção são suficientes para desenvolver economicamente um país/região, o que estará por trás da criação de processo produtivos, das estratégias de extração de recursos naturais, da gestão de fábricas, de trabalhadores e mesmo das pesquisas que levarão ao progresso tecnológico? A resposta está na ‘qualidade’ das pessoas, a posse do capital humano habilitado para desenvolver atividade produtiva é o motor do crescimento de qualquer nação.

Nesse sentido, a relação entre capacidades humanas e renda foi feita pela primeira vez por Jacob Mincer (1958), considerado o precursor da teoria de capital humano. A partir de então, a formalização e aprofundamento do conceito foram sendo desenvolvidas, a começar pelos pesquisadores da Escola de Chicago no início da década de 1960 (Langelett, 2002). E, para que se possa ter um diagnóstico de capital humano e nortear o investimento em mão de obra qualificada, passaram a ser desenvolvidos estudos com o objetivo de criar medidas de capital humano. Estas têm três principais formas de serem construídas, cada uma com pontos positivos e negativos associados: i) via indicador; ii) via custo e iii) via renda (Abraham e Mallat, 2022). No decorrer deste TFM serão abordadas as características relacionadas a cada uma dessas formas de medir o capital humano, no entanto, a escolhida para o desenvolvimento deste trabalho foi a primeira, via indicador.

A escolha da medida via indicador se deve ao fato de que, recentemente o Banco Mundial (2020) publicou o Índice de Capital Humano / *Human Capital Index* (HCI), com base na metodologia desenvolvida por Kraay (2018) parte do *Human Capital Project*, que busca acelerar o desenvolvimento de um mundo em que todas as crianças possam atingir seu máximo potencial. A metodologia do indicador foi desenvolvida por Kraay (2018) e pretende medir o capital humano que uma criança nascida hoje pode esperar atingir aos 18 anos (quando se assume que entra no mercado de trabalho), levando em consideração aspectos relacionados com a saúde e educação que existem no país em que vive. Ou seja, o objetivo principal do índice é visualizar como investimentos que afetam os resultados de saúde e educação de uma nação podem afetar a produtividade dos trabalhadores no futuro. Apesar dessa metodologia estar sujeita a críticas, que serão apresentadas neste TFM, os valores do HCI construídos e divulgados pelo Banco Mundial podem ser úteis ao diagnóstico da distribuição de capital humano entre países e também nos territórios supranacionais.

O HCI desenvolvido pelo Banco Mundial é formado por três componentes: educação (quantidade e qualidade), saúde e sobrevivência. Ou seja, considera que esses são os fatores valorizados pelo mercado de trabalho e que vão refletir-se na produtividade do trabalhador. Nesse sentido, quanto mais e melhor for a educação e a saúde do indivíduo, mais produtivo ele será. O

fator sobrevivência está ligado ao fato da probabilidade que um indivíduo tem de chegar ao momento de acumular capital, ou seja, no início da sua trajetória escolar.

É também conhecida a relevância da desagregação regional do HCI, no sentido de conhecer a realidade de capital humano intrarregional (Avitabile et al., 2020), na medida em que se supõe que haja diferenças de produtividade a depender de fatores direta ou indiretamente ligados à medida. Esse tipo de desagregação já foi feito por outros pesquisadores: Pasquini & Rosati (2020) para Itália e Avitabile et al. (2020) para 11 países. Os resultados desses estudos evidenciaram a heterogeneidade do HCI por regiões nos países analisados, bem como as conclusões podem ser importantes para guiar o investimento regional em educação e saúde.

Com o objetivo de se conhecer como se distribui o capital humano nas regiões de Portugal, foi calculado neste TFM um HCI Regional (HCI\_R), por regiões NUTS III. A metodologia utilizada seguiu a desenvolvida por Kraay (2018) tendo de ser adaptada à disponibilidade de dados.

Os resultados vão de encontro aos apresentados pelos estudos de caso analisados neste trabalho: apesar de Portugal possuir um resultado satisfatório de HCI à nível global, quando essa medida é desagregada por regiões, por exemplo pelo HCI\_R os resultados demonstram uma relevante heterogeneidade de capital humano no país. Foi possível observar também que os resultados para o HCI\_R de Portugal estão muito correlacionados com o componente educação, o que se deve ao fato de o país já ter ultrapassado problemas relacionados com a mortalidade infantil e outras questões de saúde que possam influenciar esse componente. Nesse sentido, as diferenças em HCI\_R sinalizam principalmente as necessidades de investimento em educação nas regiões com piores resultados no HCI\_R.

Considerando os fatores apresentados, este TFM foi construído da seguinte forma: os primeiros capítulos são teóricos (Capítulo II e III). O Capítulo II irá apresentar os conceitos de Capital Humano, suas teorias, conceitos e medidas, bem como a apresentação do Índice de Capital Humano do Banco Mundial. O Capítulo III irá discutir a desagregação do Índice de Capital Humano e apresentar casos em que esse cálculo foi feito. Por fim, ainda no Capítulo III, também será apresentada uma análise exploratória por regiões em Portugal, considerando a componente educação. No Capítulo IV será descrita a metodologia utilizada, bem como os desafios encontrados relativamente à coleta de dados e adaptações no cálculo. Por fim, o Capítulo V vai apresentar e discutir os resultados obtidos do HCI\_R para Portugal Continental incluindo possíveis adaptações do índice calculado. Finalmente as Conclusões destacam os principais contributos do trabalho para a medida regional do capital humano e assinalam pistas para investigações a realizar futuramente.

## **II. Capital Humano: Teorias, Conceitos e Medidas**

O conceito de capital humano pode ser entendido como o conjunto de qualificações, capacidades e conhecimentos de um indivíduo, os quais cooperam para o incremento dos seus ganhos de produtividade e conseqüentemente de maiores retornos salariais. Para além das qualificações ou competências (*habilities*) e capacidades que podem vir do ambiente familiar,

características genéticas e culturais, o investimento em capital humano é majoritariamente focado na educação. Este processo de investimento, que tem retornos individuais e coletivos, difere do investimento em capital físico, nomeadamente porque se encontra incorporado no indivíduo e não pode ser transmitido nem dado como garantia. Para além da educação formal, o investimento pode ser feito por meio de formações, educação informal, desenvolvimento de competências no local de trabalho ou experiências interpessoais (Langelett, 2002).

Os precursores da Teoria do Capital Humano foram Theodore Schultz e Gary Becker no início da década de 1960. Ambos receberam o prémio Nobel de Economia, o primeiro em 1979 e o segundo em 1992. Schultz (1961) foi quem focou na educação como construção do capital humano e, posteriormente, Becker (1964) desenvolveu uma teoria mais aprofundada (Langelett, 2002).

Becker (1964) enxerga o indivíduo como um ser múltiplo de forma que seu valor, ou seja, seu capital, é construído por diversos fatores adquiridos ao longo de sua vida. Nesse sentido, desde virtudes que são adquiridas no núcleo familiar como honestidade e pontualidade, até a importância que se dá e de que forma investe em saúde (física e mental), exercícios físicos, boa alimentação, e o mais importante: educação e treinamento recebido. Esse conjunto de características constitui o capital humano, impacta diretamente na produtividade do indivíduo e é revertida num incremento dos ganhos do trabalho. Ou seja, a teoria gira em torno da questão: em que medida o capital humano impacta os rendimentos futuros de um indivíduo? Numa visão do comportamento individual do investimento em capital humano, as capacidades adquiridas por meio da educação, ainda que gerem custos (como propinas e o custo de oportunidade por não trabalhar e receber um salário porque se encontra no sistema de ensino), resultam em benefícios não somente individuais, mas também para a sociedade como um todo (e.g. maior crescimento económico, melhor atenção na prevenção da doença, taxas de criminalidade mais baixas, maior envolvimento cívico). Esses benefícios serão sentidos a longo prazo e, portanto, o investimento não deve ser baseado em ganhos presentes, mas sim em ganhos futuros.

## **II.1. Teorias e conceitos de Capital humano**

A Teoria do Capital Humano tem nas últimas décadas sido alvo de discussões e de desenvolvimentos. Deming (2022) resume os quatro principais fatos que envolvem o capital humano: (i) O capital humano explica uma parte significativa da variação dos salários nos países e entre eles; (ii) Investimentos em capital humano possuem um alto retorno económico quando realizado na infância e na juventude; (iii) A tecnologia para produzir capital humano (e.g. pela alfabetização) é conhecida, mas os recursos limitam essa produção; (iv) Competências como a resolução de problemas e capacidade de trabalhar em equipa, e a tecnologia para produzi-las, não são geralmente reconhecidas como uma prioridade. A identificação destes quatro aspetos é essencial para a análise crítica do HCI.

Em relação às diferenças salariais, Deming (2022) utiliza a equação de Mincer (1958) que permite calcular o parâmetro  $\beta$  na equação que representa o acréscimo percentual do salário futuro de um indivíduo resultante de um ano a mais investido em educação:  $\log(\text{salário}) = a + \beta \text{anos de educação}$ .

Valores estimados para alguns países concluem que um ano a mais de educação aumenta em 10% ( $\beta = 0,10$ ) os rendimentos (Gunderson and Oreopoulos 2020; Patrinos and Psacharopoulos 2020). No entanto, para além do fato de não existir um consenso quanto ao valor de  $\beta$ , também se destacam os fatores endógenos ligados à escolaridade, na medida em que o aumento do rendimento não está apenas ligado à educação. Considerando a experiência profissional numa equação minceriana, o impacto da experiência poder ser maior que o da educação: 20% a 35% dos rendimentos salariais (Card, 1999). Ou seja, ainda que o modelo seja um ponto de partida para entender de que forma a educação impacta nas diferenças salariais entre agentes, ele abre caminho para discutir outras questões exógenas (e.g. situação socioeconômica, gênero, raça, sistema educacional).

O segundo fator apresentado por Deming (2022), diz respeito aos investimentos em capital humano terem retornos significativamente mais elevados quando são feitos na infância e na juventude. O autor baseia-se na Curva de Heckman (Heckman, 2006), segundo a qual os retornos do investimento em capital humano têm uma taxa decrescente ao longo da idade escolar. Cunha e Heckman (2007), afirmam que os agentes nascem com uma certa quantidade de capital humano, composta por características genéticas, educação dos pais, situação socioeconômica, entre outros, e mais pode ser adquirido ao longo do tempo. Assumem, que “qualificações geram qualificações”, e nesse sentido o investimento na fase inicial da vida é tão importante ao ponto que, quando não é feito ou satisfatório, o déficit do indivíduo pode não ser completamente remediado na vida adulta.

Apesar da significativa relevância da Curva de Heckman (2006) há uma barreira de disponibilidade de dados para o caso português. Relativamente a base de dados, não há disponibilidade de uma exploração detalhada e completa do desenvolvimento escolar de crianças pertencentes ao primeiro ciclo. Também nem sempre é possível conhecer informações associadas a aprendizagem *externa* do sistema de ensino tais como núcleo familiar e da situação socioeconômica. Ainda não há um questionário tão detalhado e abrangente, como o existente no PISA, que possa disponibilizar tais características. Por isso, o pressuposto de Heckman (2006) não será explorado neste trabalho de análise regional.

O terceiro fato sobre o capital humano, diz respeito a ideia de que o investimento financeiro e tecnológico por si só não resulta necessariamente num aumento de capital humano. Deming (2022) apresenta resultados de análises estatísticas que demonstraram uma correlação positiva dos gastos com educação e do incremento dos ganhos futuros dos indivíduos. Mas, em contrapartida, outros estudos não apresentaram o mesmo resultado. Levando esse terceiro fator em consideração, este trabalho não vai ser norteado a partir dos gastos públicos em educação. Uma vez que, mais do que quantidade de investimento, é extremamente importante que haja qualidade e bom aproveitamento dos indivíduos desses recursos, o que possivelmente está ligado com a bagagem cultural, familiar, psicológica, dos mesmos.

O último fato discutido pelo autor, também não será explorado nesse trabalho, embora seja de extrema relevância para a conceptualização do capital humano e que também já é discutido desde os primórdios da teoria.

## II.1. Medidas do CH de âmbito agregado: apresentação e discussão

Abraham e Mallat (2022) apresentaram de forma sintetizada as três principais formas de medir o capital humano:

- i) via indicador, a qual captura os investimentos em capital humano de um país utilizando medidas como matrículas, média de anos de escolaridade e alfabetização adulta;
- ii) via custos, a qual considera os investimentos em capital humano relacionados com educação e com base nos gastos com educação;
- iii) via renda, a qual considera os investimentos sob uma ótica dos ganhos futuros esperados (atualizando os valores futuros ao momento presente) atribuídos às frequências escolares atuais.

Relativamente a abordagem via indicador, utiliza-se de uma medida indicativa do investimento que cria estoque de capital humano de um país e, no caso de múltiplas medidas, elas são ponderadas via índice (Abraham & Mallat 2022). Como vantagem da utilização do indicador, de que o HCI é exemplo, destaca-se a relativa facilidade da sua construção devido ao tipo de dados utilizados, e da sua detalhada explicação metodológica.

No entanto, Abraham e Mallat (2022) evidenciam três pontos fracos dessa abordagem: i) os dados utilizados para calcular o componente educacional são muito suscetíveis e podem ter significados diferentes dependendo de como foram mensuradas e do contexto; ii) o peso dos indicadores que compõe o índice pode ser definido de forma arbitrária influenciada pela interpretação do pesquisador; e não é desenhado para ser compatível com outros tipos de investimentos nas contas nacionais.

Ou seja, num dado país “A” em que os indicadores educacionais evidenciam a qualidade do seu sistema de ensino, o resultado dos anos de dedicação de um indivíduo (como nível de conhecimento adquirido, competências desenvolvidas, conteúdos aprendidos etc.), estão diretamente ligados à *qualidade* das escolas frequentadas e do contexto (cultural e geográfico) que está inserida. Esse problema pode ser corrigido por meio da utilização de *proxies*, como um rácio professor-aluno ou o ajustamento de testes de acordo com a qualidade educacional.

## II.2. Índice de Capital Humano do Banco Mundial

O Índice de Capital Humano (HCI) do Banco Mundial (2020), com a metodologia de construção assente em Kraay (2018), e trabalhos anteriores do mesmo autor, pertence ao grupo das medidas de capital humano com abordagem via indicador referidas no ponto anterior. É uma métrica internacional, lançada em 2018 como parte do *Human Capital Project* que busca acelerar o desenvolvimento de um mundo em que todas as crianças possam atingir seu potencial máximo. Nesse sentido, o HCI vai evidenciar o papel da educação e da saúde no progresso e na produtividade das gerações futuras, dessa forma chamando a atenção de governos e sociedades para o papel do investimento em capital humano (Banco Mundial, 2020).

O HCI do Banco Mundial possui três componentes: educação, saúde e sobrevivência.

A metodologia do indicador foi desenvolvida por Kraay (2018) e mede o capital humano que uma criança nascida hoje pode esperar atingir aos 18 anos, levando em consideração os problemas de saúde e educação que existem no país em que vive. Ou seja, o objetivo principal do índice é visualizar como investimentos que afetam os resultados de saúde e educação de uma nação, podem afetar a produtividade dos trabalhadores no futuro.

A componente educação é representada pelos *anos escolares ajustados à aprendizagem* que combina informações sobre quantidade e qualidade da educação de um país. A quantidade é medida por meio do *número de anos escolares que um indivíduo espera ter aos 18 anos*, enquanto a qualidade é o resultado da *harmonização das pontuações dos testes* dos principais programas internacionais de acompanhamento de estudantes.

Por fim, a componente saúde não possui um número que seja amplamente aceito e que possa ser usado para o HCI, com base nisso o Banco Mundial utiliza duas *proxies*: (i) a *taxa e sobrevivência de adultos* (definida como a fração de 15 anos de idade que sobrevive até os 60) e (ii) a *taxa de desnutrição crônica* para crianças menores de 5 anos.

A componente de sobrevivência do HCI vai estimar a probabilidade de sobrevivência de um indivíduo até que comece seu processo de educação formal, para que então comece também o processo de acumulação de capital humano. Esse cálculo é feito por meio das *taxas de mortalidade de menores de 5 anos*.

A *Tabela 1* exemplifica como esses componentes influenciam o resultado total do índice para Portugal, numa representação simples do cálculo do HCI, que resulta da multiplicação das três componentes.

**Tabela nº1**

*Resultado do HCI para Portugal, e os resultados parciais dos seus componentes, em 2020.*

<b>Componente</b>	<b>Valor</b>
<b>Componente 1: Educação</b>	
Expectativa de anos escolares (0-14)	13,9
Resultados de testes harmonizados (300-625)	509
<b><i>Contribuição para a produtividade como futuro trabalhador (A)</i></b>	<b><i>0,81</i></b>
<b>Componente 2: Saúde</b>	
Fração de crianças com menos de 5 anos não atrofiadas (0-1)	..
Fração de indivíduos com 15 anos que sobrevivem até os 60 anos (0-1)	0,93
<b><i>Contribuição para a produtividade como futuro trabalhador (B)</i></b>	<b><i>0,96</i></b>
<b>Componente 3: Sobrevivência</b>	
Probabilidade de Sobrevivência até os 5 anos (0-1)	1,00
<b><i>Contribuição para a produtividade como futuro trabalhador (C)</i></b>	<b><i>1,00</i></b>
<b><i>Índice de Capital Humano (HCI) (A x B x C)</i></b>	<b><i>0,77</i></b>

*Nota:* Os valores em “( )” indicam o intervalo de variação dos valores.

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de Banco Mundial (2023).

A *Tabela A1*, em anexo, mostra a comparação entre Portugal e demais regiões do mundo para 2020. Nessa comparação, o país só apresenta média inferior para a América do Norte no que diz respeito ao resultado dos testes normalizados pertencentes ao componente de educação (523 pontos para América do Norte e 509 para Portugal), no entanto, nos demais componentes, Portugal apresenta valores acima da média de todas as regiões do mundo.

### **III. Medidas do Capital Humano de âmbito regional/supranacional: resultados, potencialidades e limites**

A recente publicação do Banco Mundial: *Insights from Disaggregating the Human Capital Index* (Avitabile et al. 2020) discute a relevância da desagregação do indicador de capital humano. Os autores afirmam que a urbanização dos países é uma das principais causas da desigualdade entre as regiões, porque as regiões urbanas crescem de forma muito mais acelerada que as zonas rurais, e esse crescimento é acompanhado pela evolução tecnológica e automação de processos produtivos. Essa diferença está ligada a acumulação de externalidades, que fazem com que indivíduos qualificados sejam mais produtivos, atraindo empresas mais dinâmicas e inovadoras e perpetuando o ciclo de desenvolvimento.



Como mencionado anteriormente, o impacto do capital humano não é só individual, mas seus benefícios se estendem à toda a sociedade. Florida (2002a) afirmou que a existência de um agrupamento de pessoas educadas e produtivas (urbanização), contribui para o crescimento de uma região e a redução do custo de fazer negócios. Outro conceito usado por Moretti (2004) são as externalidades positivas do capital humano na sociedade. Indica três tipos de externalidade: (i) o “transbordamento de produtividade”, ou seja, indivíduos qualificados geram mais produtividade na empresa onde trabalham ou na sociedade em que atuam; (ii) os efeitos da educação podem reduzir a probabilidade do envolvimento dos indivíduos em atividades que criam externalidade negativas (e.g. criminosas); e (iii) há efeitos positivos nas escolhas e na formulação de políticas públicas.

Existem os fatores indiretos que podem influenciar a acumulação de capital humano. Um deles diz respeito a densidade populacional. Zonas mais populosas estão associadas a uma maior intensidade de atividades econômicas por meio de economias de aglomeração<sup>1</sup> e esse fator acaba por aproximar pessoas, facilitar a transmissão de ideias, reduzir os custos de transação, facilitar colaborações, aumentar oportunidades de emprego e a especialização, levando a salários mais altos, facilitando o encontro de empregos ‘ideais’ e consequentemente permitindo uma melhor coordenação dos mercados de trabalho (Glaeser e Gottlieb, 2009). No sentido oposto, cidades com crescimento populacional decrescente encontram dificuldade em atrair e reter indivíduos com ensino superior (Bjerke, 2012). A diversidade cultural, segundo Florida (2002b), também é um fator determinante do capital humano pois, regiões com níveis mais altos de diversidade social acabam sendo mais atrativas para indivíduos criativos, talentosos e com níveis maiores de capital humano.

Regiões que possuem uma estrutura urbana eficiente também acabam por influenciar o resultado do índice pois, a diversidade de áreas de lazer, serviços públicos, recursos naturais, bens e serviços de consumo e até mesmo fatores ligados ao entretenimento, acabam atraindo e retendo indivíduos com alta capacidade intelectual (Glaeser et al., 2001). A estrutura setorial também influencia a atração de trabalhadores fortemente qualificados (e.g. indústrias que dependem e tem como base o conhecimento). A proximidade com instituições de ensino superior é também um componente importante para o aumento de capital humano (Moretti 2004).

Pode-se perceber que a formação de capital humano é complexa e envolve diversos fatores, por isso desagregar essa informação a um nível regional com o objetivo de se perceber como o capital humano se forma de acordo com as características de cada região é de extrema relevância. Esse nível de desagregação pode proporcionar à instituições públicas, a identificação de regiões que carecem de mais investimento e assim, o direcionamento de forma mais assertiva dos recursos disponíveis (Avitabile et al. 2020).

---

<sup>1</sup> Economias de aglomeração são definidas como os “ganhos econômicos advindos da concentração geográfica das atividades produtivas” (Dalberto & Staduto, 2013, p.541)

Nas subsecções seguintes serão apresentados estudos em que foi identificada a necessidade da desagregação territorial de medidas de capital humano<sup>2</sup>. Esses estudos, evidenciam a heterogeneidade entre as regiões dos países analisados e salientam a importância da desagregação regional para Portugal.

### **III.1. Desagregação regional de Medida de Capital Humano: alguns estudos**

#### **III.1.1. Estudo de vários países**

Para exemplificar a importância da desagregação a nível regional, Avitabile et al. (2020) estudam 11 países<sup>3</sup> com o objetivo de compreender a diferença entre as regiões de cada um dos países relativamente ao resultado do HCI. De início, já foi possível identificar que a relação de PIB per capita e resultado de HCI não era linear, podendo uma região possuir um resultado alto e não ser a mais rica do país analisado. Outra observação foi a de que a diferença entre as melhores e as piores regiões em termos de HCI, eram mais significativas em países de renda média, como a Indonésia e o Peru. Os países de baixa renda, normalmente tinham os melhores resultados de HCI nas capitais. O estudo também observou que: regiões mais urbanas, apresentavam resultados melhores em educação e características étnicas diferenciavam os resultados da componente saúde (e.g. taxas de atrofia no Peru).

Relativamente à educação, Avitabile et al. (2020), mostra que para os países com resultados elevados para o HCI, são observadas diferenças significativas entre regiões para os resultados dos testes internacionais (e.g. PISA), e poucas diferenças para os anos esperados de escolaridade. Enquanto, para países com baixos valores para o HCI, verifica-se uma diferença significativa nos anos esperados de escolaridade e uma baixa diferença no resultado dos testes internacionais entre regiões. Esse resultado, pode significar que, ao menos para a pequena amostra analisada, o acesso à escola não implica necessariamente que ocorram bons resultados de aprendizado. O estudo conclui que desagregar o HCI por regiões, pode ajudar os governos locais a monitorar e desenhar melhores respostas e direcioná-las aos que precisam, de forma a impulsionarem o crescimento de capital humano do país (Avitabile et al. 2020).

#### **III.1.2. Índice regional para a Itália**

O trabalho publicado pelo Instituto de Economia do Trabalho (Pasquini & Rosati 2020) analisou o HCI desagregado a nível provincial na Itália, e demonstrou a elevada heterogeneidade existente. Os resultados foram analisados para o ano de 2016, e o estudo verificou que todas as províncias italianas apresentaram um HCI acima de 0,5 (considerando que o intervalo do índice é

---

<sup>2</sup> Nem todos os estudos apresentados utilizaram como medida de capital o HCI. No entanto, todos foram considerados importantes para a compreensão de como o capital humano, quando desagregado por regiões, pode ser significativamente diferente do agregado de um país.

<sup>3</sup> Angola, Burkina Faso, Chad, Indonésia, Mali, Níger, Peru, România, Sierra Leone, Sri Lanka and Vietnam.

de 0 a 1). Os maiores valores foram observados nas regiões do Norte, em particular a região nordeste, e os piores foram obtidos para Ilhas (Sicília e Sardenha) e no Sul. A diferença entre a pior e a melhor região, em termos de resultados de HCI, foi de aproximadamente 48% (Pasquini & Rosati 2020).

Relativamente à correlação dos componentes na formação do HCI (sobrevivência, educação e saúde) com o HCI, a correlação da taxa de sobrevivência infantil foi a menor, que se deve ao fato dos valores serem muito similares entre as regiões. A maior correlação observada foi a do componente dos testes normalizados, seguidos pelos anos de escolaridade e por fim, da sobrevivência adulta (Pasquini & Rosati 2020). Comparando os resultados observados em 2016 com os obtidos em 2017, a maior parte das regiões teve aumento nos resultados de HCI. No entanto, os maiores aumentos foram observados (sendo o maior de 8%) nas regiões que possuíram um resultado de HCI abaixo da média em 2016.

Pasquini & Rosati (2020), também compararam as regiões pertencentes aos três *clusters* (alto, médio e baixo), em termos de características socioeconômicas. Concluíram que os grupos de HCI alto e médio tem características parecidas em termos de saúde e assistência social e são diferentes em termos de mercado de trabalho e em termos de educação primária. Existem níveis de emprego elevados e baixos níveis de população inativa, enquanto o contrário é observado no grupo dos HCI de nível baixo. O *cluster* HCI alto, no que diz respeito à ocupação, está mais relacionado com setor da indústria e de construção, e pouco relacionado com o setor de serviços. Enquanto os outros dois grupos (médio e baixo) estão fortemente relacionados com o setor de serviços. O grupo de HCI baixo está ligado ao baixo nível de acesso à educação primária e de despesas per capita relativo ao mesmo nível de ensino.

Pasquini & Rosati (2020) destacam ainda que em Itália, uma percentagem relativamente elevada de jovens prosseguem para o ensino superior, o que está associado a elevados retornos de produtividade, criticando o indicador HCI do Banco Mundial por não incluir essa informação, assumindo que a entrada no mercado de trabalho acontece aos 18 anos de idade. Por este motivo, o HCI pode levar a uma medida pouco rigorosa de acumulação de capital humano

Relativamente à componente saúde e para países com rendimento elevado, os problemas com desnutrição e baixa esperança de vida na idade adulta não são latentes e podem não impactar totalmente no estoque de saúde. Ou seja, esse componente no caso italiano, pode não se mostrar relevante para explicar os resultados de HCI regional, existindo outras informações que podem ser mais relevantes, como por exemplo, a capacidade do sistema de saúde das regiões de influenciar a morbidade (Pasquini & Rosati 2020). Ou seja, chamam a atenção em relação à componente saúde que não é suficiente para aumentar a sobrevivência, sendo também necessário considerar a *qualidade* da saúde dos que sobrevivem.

No que diz respeito à educação, consideram importante se levar em consideração a mobilidade interna dos indivíduos entre mercados de trabalho locais ou regionais. Isso significa que muitos jovens migram *dentro do país*, possivelmente após frequentar uma instituição de nível superior, para entrar no mercado de trabalho. Nesse sentido, o HCI deve ser interpretado principalmente como um indicador de capital humano que é *fornecido localmente* aos estudantes

do ensino secundário ao invés de uma medida de capital humano que represente os jovens que entram no mercado de trabalho numa área específica do país (Pasquini & Rosati 2020).

Não obstante as críticas apresentadas ao HCI por Pasquini & Rosati (2020), concluíram que a constatação da diferença do HCI entre as províncias da Itália oferece um conjunto de informações relevantes para serem utilizadas em políticas com incidência regional. Algumas das limitações apontadas por estes autores foram também identificadas no trabalho empírico de construção do HCI\_R para Portugal.

### III.1.3. Índice regional para a China

Fraumeni et.al. (2019), desenvolveram um estudo para entender como se distribui o capital humano na China dentre as regiões Norte, Sul, Leste e Oeste. Eles utilizaram o método J-F, que considera vários aspetos da acumulação de capital humano para além dos utilizados pela metodologia do HCI do Banco Mundial. Por exemplo, o treinamento corporativo e capacidades e competências. A forma utilizada para medir o capital humano nesse estudo se enquadra numa metodologia de mensuração via renda, conforme o já referido estudo de Abraham & Mallat (2022), e que consiste em estimar o rendimento de um indivíduo, de acordo com sua acumulação de capital humano ao longo da vida. O método também incorpora a idade no cálculo do capital humano do indivíduo, podendo capturar o efeito, por exemplo, da estrutura etária de uma população. Ele também não estima apenas para a população adulta, mas também para a população jovem que ainda não está no mercado de trabalho, ou seja, estima o capital humano *no mercado* de trabalho e também o capital humano *potencial* referente à população jovem (Fraumeni, et.al., 2019).

Relativamente às limitações da metodologia J-F, são elas: assumir que o salário representa o produto marginal do trabalho. Nesse caso, o salário é afetado pelo capital físico e tecnológico e, como resultado, o valor do capital humano pode também acabar por ser afetado por esses mesmos fatores. O método também assume que os variados tipos de trabalho são perfeitamente substituíveis (Fraumeni, et.al., 2019).

A conclusão dos autores foi que as regiões apresentam diferentes níveis de desenvolvimento heterogêneos, sendo a região Leste a mais desenvolvida e a Oeste a menos. Compararam a disparidade do estoque de capital humano para 30 províncias chinesas, de 1985 a 2014. A média de anos de escolaridade dos trabalhadores foi a medida que apresentou menor variação dentre as regiões em 2014 (8%), enquanto a proporção de trabalhadores que concluiu o ensino secundário ou mais (27%) e, a maior variação, foi registrada na medida de trabalhadores com ensino superior ou acima (44%). Relativamente ao PIB por trabalhador, a variação entre as regiões é de 44%. Por fim, a variação entre as regiões para o capital humano por trabalhador é de 55%, muito próximo da variação observada no PIB por trabalhador (Fraumeni, et.al., 2019).

O estudo também buscou compreender quais fatores contribuíram para o crescimento de capital humano, e concluíram ser a educação e a urbanização os principais. A contribuição da urbanização para o capital humano pode ser comprovada pela alta produtividade observada em

áreas urbanas. A população chinesa migra de áreas rurais para áreas urbanizadas como uma forma de investir no seu capital humano e aumentar seu valor. Na realidade, o rápido processo de urbanização tem sido um dos principais componentes da economia chinesa, observando que em 2009 a população urbana ultrapassou a rural. Considerando as regiões observadas, a urbanização contribuiu mais para o crescimento do capital humano numas regiões que noutras. Os pesquisadores apontaram que a estrutura etária tem uma contribuição negativa para todas as regiões no total de capital humano. O envelhecimento da população dificulta o crescimento do capital humano na China, que cresceu de forma rápida de 1995 a 2014, e que, como boa parte do país já está urbanizado, a educação tende a desempenhar o papel principal no crescimento do capital humano regional, destacando a importância do investimento público (Fraumeni et.al., 2019).

#### **III.1.4. Capital Humano e Educação em Portugal: análise exploratória por regiões a componente educação em Portugal**

Desde 2008, Portugal está alargando a tomada de decisão a níveis local e regional, permitindo que os municípios tenham mais responsabilidade principalmente da educação pré-escolar até o 3º ciclo do ensino básico. Dentre as responsabilidades assumidas estão: a oferta de atividades de enriquecimento curricular no primeiro ciclo, a provisão da Ação Social Escolar (apoio alimentar e transportes escolares), a gestão das instalações escolares e a contratação e demissão de pessoal não docente. As instituições públicas e privadas de ensino superior têm autonomia na gestão do financiamento recebido do Governo, uma instrução definida por lei que regula a autonomia e define as regras de intervenção estatal (OCDE, 2015a).

Ainda num âmbito exploratório, é possível observar a elevada heterogeneidade territorial desse componente em Portugal. Nesse sentido, o trabalho realizado por João Cravinho (2020), membro do Conselho Nacional de Educação (CNE), destaca as desigualdades de resultados escolares inter-regionais baseado nos estudos de (Mestre & Baptista, 2016). Ele abre caminho para o desenvolvimento deste trabalho, no sentido de que o estudo é importante para se compreender a dos resultados de capital humano por NUTS III. Como visto anteriormente, há fatores exógenos (e.g. nível socioeconómico da família do estudante) que são significativamente relevantes para compreender a formação de capital humano e seu impacto na vida e nos rendimentos futuros de um indivíduo.

No estudo de Mestre e Baptista (2016), os autores definem indicadores de resultados: o percentual dos percursos de sucesso, combinado com as taxas de transição/conclusão com os resultados nas provas nacionais do 6º ao 9º ano (ou seja, do 2º ou do 3º ciclo). Esse dado se desdobra em outro indicador que é, considerando os resultados no 2º ciclo, o percentual de alunos que obteve um percurso sem qualquer retenção no 5º ano e com classificação positiva em ambas as provas nacionais (português e matemática) do 6º ano. O segundo desdobramento considera os alunos do 3º ciclo e o percentual deles que obteve um percurso sem qualquer retenção nos 7º e 8º anos, com uma classificação positiva em ambas as provas nacionais (português e matemática) do

9º ano. Esses indicadores foram colocados sob três variáveis de contexto: i) indicadores do meio socioeconômico do aluno; ii) o nível educacional da mãe e iii) escalão do apoio da Ação Social Escolar (ASE) recebido pelo aluno (Cravinho, 2020).

Ainda que seja intuitivo o fato das desigualdades de estatuto socioeconômico serem a explicação fundamental da heterogeneidade de resultados escolares intrarregionais, o estudo de (Mestre & Baptista, 2016) acaba por evidenciar um resultado diferente do esperado: os fatores socioeconômicos dos alunos “não são o principal fator explicativo das desigualdades de resultados escolares” (Cravinho, 2020, p.542). Isso porque, a análise dos dados não evidenciou que todas as regiões com excelentes resultados estão correlacionadas com um alto nível educacional da mãe, excelentes resultados de indicadores socioeconômicos e não receber nenhum apoio da ASE. O contrário também é verdadeiro, ou seja, regiões com baixíssimos resultados escolares também não mostraram (em sua totalidade), uma correlação com variáveis de contexto de baixos resultados. Dentre essas regiões, destacam-se dois exemplos evidenciados por Cravinho (2020): dos sete distritos em que a maior parte dos alunos tem apoio escolar da ASE, cinco possuem posições de sucesso acima da média continental em ambos os ciclos. De forma oposta, dois dos distritos em que a maioria não tem apoio da ASE, estão entre os piores do Continente.

Deixando de lado, portanto, os indicadores de cunho socioeconômico, os autores (Mestre & Baptista, 2016) concluem que outros fatores como o dinamismo das escolas, os professores, o trato com as crianças e questões culturais podem ser relevantes para explicar a desigualdade nos resultados. Dessa forma, foi levantada questão relativa à qualidade das escolas e se esse fator pode explicar a desigualdade escolar. Para isso, (Mestre & Baptista, 2016) fizeram uma hierarquização das escolas públicas, considerando a sua percentagem de percursos de sucesso e distribuíram em 10 grupos de dimensão numérica próxima. Analisando correlações entre as variáveis de educação e outras, verificaram que a correlação se mostrou muito mais forte, no sentido de que as escolas que ocupam os primeiros lugares na hierarquia, tem 73% (2º ciclo) e 65% (3º ciclo) de percursos de sucesso, enquanto as escolas do último grupo na hierarquia, tem apenas 21% (2º ciclo) e 12% (3º ciclo).

Combinando o percentual de percursos de sucesso<sup>4</sup> na média continental e em grupos de 100 escolas de maior e menor sucesso dos 2º e 3º ciclos, estratificando pelo nível de habilitação das mães, Cravinho (2020) conclui: i) há uma diferença significativa entre os resultados médios dos alunos com *mães de mesmo nível educacional*, no grupo das 100 melhores escolas e nas 100 piores; ii) no 2º ciclo a maior parte dos alunos num percurso de sucesso que frequenta as melhores escolas, possui mães com um nível igual ou acima do 2º ciclo do ensino básico.; iii) as melhores escolas acabam por funcionar como elevadores sociais, enquanto que as piores escolas assumem um papel inverso; e iv) em média, os alunos de *todos* os estatutos socioeconômicos são beneficiados pelas melhores escolas ou penalizados pelas piores escolas.

---

<sup>4</sup> “O indicador de sucesso escolar das unidades de ensino é igual à diferença entre as percentagens de sucesso da escola e a média continental para alunos com nível semelhante. As 100 escola de maior ou menos sucesso são escolhidas de acordo com esse indicador” (Cravinho, 2020, p. 548)

## IV. Índice de Capital Humano Regional (HCI\_R) para Portugal

### IV.1. Metodologia e Base de Dados

Essa seção descreve a metodologia e bases de dados usadas na construção do HCI\_R para as sub-regiões NUTS III em Portugal. Será dividida pelos componentes do *HCI*: educação (ponto IV.2), saúde (ponto IV.3) e sobrevivência (ponto IV.4). No ponto IV.5, mostra-se como foi feita a união dos três componentes.

Foram vários os desafios enfrentados relativamente à seleção da informação necessária ao cálculo do HCI\_R. Primeiro, um desafio transversal a todos os componentes: a classificação das NUTS III que se alterou durante o período inicialmente previsto para análise, o período intercensitário 2011 a 2021. A classificação das NUTS III foi alterada em 2013 e passou de 30 regiões para 25 sub-regiões, não sendo apenas uma agregação, mas também uma alteração das fronteiras territoriais (classificação de NUTS III em 2002)<sup>5</sup> o que limita a conversão das classificações para fins de comparabilidade. A mudança na classificação das regiões implica na impossibilidade de calcular o índice para NUTS III exatamente comparáveis por toda a série temporal prevista inicialmente de 2011 a 2021. Por isso, de 2011 a 2013 foi calculado o HCI\_R apenas para 12 regiões NUTS III\_2002, que foram adaptadas para 8 regiões de acordo com a nova classificação NUTS III\_2013 (*Tabela A2*). As demais regiões não possuíam correspondentes exatos de 2002 para 2013. Devido à inexistência de informação para a maior parte das regiões, de 2011 a 2014, gerado pela mudança de classificação de NUTS III (2002 para 2013), a análise apresentada incide exclusivamente nos anos 2015, 2018 e 2021. Serão apenas analisadas as regiões pertencentes ao Continente, uma vez que não existem dados suficientes (e.g. a taxa real de escolarização) para construir o HCI\_R para as regiões autónomas da Madeira e dos Açores.

Salvo indicação em contrário, deste ponto em diante as referências às sub-regiões correspondem apenas a regiões do Continente e a nomenclatura territorial é a de 2013 ao nível NUTS III.

Os demais desafios específicos de cada componente e como foram ultrapassados, serão mencionados nas subseções a seguir, bem como a metodologia detalhada de cada componente.

### IV.2. Componente Educação

A componente educação busca combinar quantidade e qualidade do percurso escolar, seguindo a metodologia *Learning-Adjusted Years of Schooling* (LAYS), que consiste em combinar

---

<sup>5</sup> A alteração consistiu em 16 NUTS III com *alteração dos limites territoriais*; 12 NUTS III têm uma nova designação; Minho-Lima manteve suas fronteiras, mas alterou a designação para Alto Minho e 8 NUTS III não se alteraram a geografia. São elas: Cávado, Oeste, Alentejo Litoral, Baixo Alentejo, Lezíria, Algarve, Regiões Autónomas (INE, 2015).

informações sobre os anos de escolaridade ( $Y$ ) e conquistas no processo de aprendizagem ( $L$ ) e é definido pela expressão:

$$(1) \quad LAYS_{i,t} = Y_{i,t} \frac{L_{i,t}}{\max_i(L_{i,t})}$$

Em que  $Y_{i,t}$  é a média de anos de escolaridade computada como a soma da taxa líquida de matrícula para cada região  $i$  no momento (ou período, por exemplo ano)  $t$ . A expressão  $L_{i,t}$  é a medida do nível de progressos no processo de aprendizagem da criança, definida como a média da pontuação obtida em testes de avaliação. Esse dado é harmonizado, ou estandardizado em relação à maior pontuação do teste observada na amostra ( $\max(L_{i,t})$ ).

A componente educação é, portanto, formado por duas medidas:

- i) Anos Esperados de Escolaridade (AEE);
- ii) Os resultados harmonizados em testes internacionais (e.g. PISA).

Relativamente a i), como proposto pela metodologia já exposta no ponto II. 2, será utilizada uma taxa real de escolarização (TRE) única por NUTS III calculada pela seguinte expressão:

$$(2) \quad TRE = \frac{\text{Alunos matriculados no nível ou ciclo em idade normal de frequência}^6}{\text{População residente com idade normal de frequência do nível ou ciclo}^7} \times 100$$

Para calcular os AEE, Kraay (2018) utiliza como padrão de frequência escolar 14 anos (dos 3 aos 17 anos de idade), incluindo: o período pré-escolar; o básico (1º, 2º e 3º ciclo), e ensino secundário (Eurydice, 2023). Os anos esperados de escolaridade foram encontrados pela equação:

$$(3) \quad AEE = TRE \times 14$$

Relativamente ao segundo indicador (ii), serão utilizados os resultados do teste OCDE (2015b e 2018) por NUTS III. O fato de apenas o PISA ser escolhido, e não os outros questionários internacionais como o PIRLS (*Progress in International Reading Literacy Study*), o TIMSS (*Trends in Internacional Mathematics and Science Study*) e o TIMSS *Advanced*, se deve aos seguintes fatores: i) maior periodicidade (a cada 3 anos); ii) maior quantidade de domínios avaliados; iv) contexto do questionário não está limitado a saberes disciplinares, mas também à competências úteis ao futuro do cidadão e v) maior participação de Portugal, consequentemente mais dados disponíveis para análise. Para maior detalhe sobre a participação de Portugal nos testes internacionais ver *Tabela A.5* e Rosa et. al. (2020, p. 105).

---

<sup>6</sup> Os dados relativos ao número de alunos matriculados no nível ou ciclo em idade normal de frequência, foram disponibilizados pelo DGEEC (2023) via solicitação por e-mail e recolhidos de forma presencial, uma vez que não estavam disponíveis no site da instituição. A declaração de confidencialidade e compromisso podem ser encontradas no Anexo B e questões relacionadas à recolha de dados como características da base de dados, incluindo *missings*, podem ser encontradas no Anexo C.

<sup>7</sup> Os dados de população residente para os grupos etários necessários para a construção do TRE, não estavam disponíveis no site do INE (2023) para o intervalo pretendido (2011 a 2021). Por isso, foi disponibilizado por e-mail via solicitação de pedido de informação específica (INE,2023d).



Para cada estudante respondente ao PISA existem diferentes valores para os resultados dos mesmos testes. Por exemplo, nos micro dados PISA para cada registo de respostas de um estudante estão indicados vários *Plausible Values (PV)*<sup>8</sup> pra cada um dos 3 testes. Para obter o valor único para cada um dos 3 testes, foi feita uma média simples dos *PV* por área de prova (Ciências, Matemática e Leitura) e depois uma média com ponderação igual (1/3) das médias de área de avaliação. Este procedimento é adotado noutras pesquisas, como por exemplo, em Aparicio et. al. (2022) que ao analisar os dados PISA verificou que não existe diferença relevante entre os *PVs* e podem ser usadas as médias ou escolher aleatoriamente um dos *PVs* correspondente à mesma prova do mesmo estudante. O número de *PVs* por teste diferem ao longo do tempo (10 para cada teste e estudante no PISA de 2018 e 10 em 2015).

Para ajustar, estandardizar, os resultados do PISA por NUTS III, foi utilizada a maior pontuação do teste disponível na amostra de cada ano de aplicação da prova. Em 2015, o máximo (484,65) foi o observado na região das Beiras e Serra da Estrela e em 2018 (526,05) na região de Coimbra. O ajuste para o Continente, foi feito com base nos resultados da OCDE (2016 e 2019) para o PISA em 2018 e 2015 a nível global. Os maiores resultados são da Estônia em 2018 (525,33) e Singapura em 2015 (551,67).

Kraay (2018), o criador do HCI, considera nos cálculos propostos e aplicados para o HCI que o retorno de uma unidade adicional de educação sobre o capital humano de um indivíduo (que representa por  $\phi$ ), ou seja, o crescimento de capital humano de mais um ano de progresso no nível de habilitação escolar é igual para todos os países ( $\phi = 0,08$ ). Esse valor assenta em duas fontes fundamentais para o estudo da rentabilidade da educação numa perspetiva individual: Montenegro & Patrinos (2014) e Caselli (2005) usados por Kraay (2018, p.35). As duas investigações, baseadas em dados de mais de 100 países chegaram ao valor aproximado de 0,08. Mais recentemente, estudos internacionais e *surveys* de literatura sobre as taxas de retorno da educação retomam a análise obtendo resultados em média aproximados a 8%, mas com significativas diferenças entre países, regiões e níveis de educação (Psacharopoulos & Patrinos 2018, Patrinos & Psacharopoulos 2020).

A equação minceriana (Mincer, 1958) é frequentemente utilizada para obter ao valor de  $\phi$ . Para Portugal existem numerosos estudos que calculam essa taxa de rentabilidade da educação com recurso a equações mincerianas, para diferentes períodos, usando diferentes metodologias e fontes e aplicando a diversos grupos populacionais e níveis de educação. Para uma inventariação dos estudos realizados para Portugal, ver por exemplo Figueiredo & Fontainha (2015) e Sá et al. (2014). No decurso da investigação não foram encontradas referências a estudos publicados<sup>9</sup> com estimações de valores com *desagregação territorial* para Portugal.

Numa primeira fase, devido à falta de dados imediatamente disponíveis para o valor de  $\phi$  em Portugal e por regiões, optou-se seguir utilizando o valor estabelecido na metodologia de Kraay (2018), ou seja, um retorno de 8% por cada ano adicional de escolaridade. Contudo, no ponto V.3 é proposta uma alteração no cálculo de HCI\_R, onde são calculados os valores para a taxa de

<sup>8</sup> Detalhes sobre os *plausible values (PV)* podem ser encontrados em OECD (2009, 147-148)

<sup>9</sup> Em investigação em curso, (Fontainha 2023) apresenta resultados para o retorno individual em educação por sub-regiões NUTS II em Portugal.

retorno da educação com recurso ao dado de ganhos mensais por nível de educação, valores médios por NUTS III (INE, 2023b).

### IV.3. Componente Saúde

Embora não haja um consenso relativo à medida de saúde a incorporar no HCI, principalmente considerando a disponibilidade de informação diferente entre países, a metodologia de Kraay (2018) considera dois indicadores importantes para definir a saúde de um indivíduo, e que serão essenciais para a inserção no mercado de trabalho e sua produtividade:

i) a probabilidade de sobrevivência de um indivíduo dos 15 aos 60 anos, considerando ser o intervalo etário comumente apto para trabalho. A interpretação desse indicador é que a saúde de um adulto aumenta na medida em que aumenta sua probabilidade de sobrevivência, afetando assim sua produtividade; e

ii) a taxa de atrofia infantil <sup>10</sup> até os 5 anos de vida. Ainda que a taxa de atrofia seja adotada por Kraay (2018), por acreditar estar amplamente disponível para a maior parte dos países, esse dado não está disponível para Portugal por NUTS III, não sendo viável sua utilização nesta análise.

A taxa de sobrevivência adulta (TSA) não está atualmente disponível por NUTS III em Portugal para os anos de análise deste trabalho (2015 a 2021). Portanto, será utilizado o valor calculado pelo Banco Mundial (2023) para Portugal. Sendo o valor atribuído para o ano de 2021, o valor de 2020, uma vez que é o ano disponível mais recente.

Kraay (2018) inclui na componente saúde o retorno de uma unidade a mais de saúde no capital humano do indivíduo. Esse retorno foi definido como  $\gamma_{TSA}$  e atribui um valor *constante* de 0,65. Como é obtido este valor de 0,65? Com base na relação entre o retorno de altura e do retorno da taxa de sobrevivência adulta, representado por  $\beta_{Altura,TSA}$ . Ou seja, segundo Weil (2007), tem-se que o retorno da altura é igual a 19,2, resultado de uma pesquisa realizada utilizando uma série cronológica longa, de estatura e taxas de sobrevivência em 10 economias avançadas ao longo do século XX (Kraay, 2018). Esse resultado é multiplicado por um erro padrão de 0,034, também definido pela metodologia elaborado por Weil (2007) e utilizada por Kraay (2018). Ou seja, tem-se que  $\gamma_{TSA} = 0,034 \times 19,2 = 0,65$ .

---

<sup>10</sup> A taxa de atrofia é utilizada como um indicador substituto da altura dos indivíduos na idade adulta, já que para muitos países essa informação não é acessível. Quando uma criança tem um déficit de altura, há evidências que esse déficit também será perceptível na vida adulta. A correlação entre saúde e altura está no fato estabelecido por Weil (2007), que demonstra que um adulto saudável tem ganho de altura, levando à um aumento na sua produtividade.

#### IV.4. Componente Sobrevivência

É verdade que crianças que *não* sobrevivem até à idade em que iniciam sua jornada escolar aos 5 anos, nunca se tornarão futuros adultos trabalhadores (Kraay, 2018). Dessa forma, o componente de sobrevivência vai refletir-se na produtividade futura adulta. Conhecer a taxa de sobrevivência infantil (TSI) é essencial para identificar a proporção dos nascidos que tem possibilidade de iniciar formação escolar.

Para construção desse componente, foi utilizado como numerador o número de Óbitos por local de residência (NUTS III). Considerando os escalões etários disponíveis no INE (2023e). Os selecionados foram: menos de 1 ano e de 1 a 4 anos.

Para denominador, foi utilizado o indicador: População anual residente (Nº) por local de residência (NUTS III), considerando o grupo etário de 0 a 4 anos.

$$(4) \quad TSI = 1 - \frac{N^{\circ} \text{ óbitos } 0 \text{ a } 4 \text{ anos}}{\text{População Residente } 0 \text{ a } 4 \text{ anos}}$$

A *Tabela 2* apresenta as diferentes fontes de dados usada para cada ano no cálculo de cada uma das componentes do HCI\_R.

Tabela nº2

Fontes de dados para cálculo do HCI\_R em 2021, 2018 e 2015

	Componente	Subcomponente	HCI_R 2021	HCI_R 2018	HCI_R 2015
<b>Educação</b>	Quantidade da Educação	Anos Esperados de Escolaridade AEE (0-14 anos)	DGEEC (2023) sob protocolo específico INE (2023d) via pedido de envio de dados	DGEEC (2023) sob protocolo específico INE (2023d) via pedido de envio de dados	DGEEC (2023) sob protocolo específico INE (2023d) via pedido de envio de dados
	Qualidade da Educação	Resultados Ajustados PISA (0-1)	OCDE (2018)*	OCDE (2018)	OCDE (2015b)
<b>Saúde</b>	Taxa de Sobrevivência Adulta TSA (0-1)	-	Banco Mundial (2023)	Banco Mundial (2023)	Banco Mundial (2023)
<b>Sobrevivência</b>	Taxa de Sobrevivência Infantil (0-1)	-	INE (2023c e e)	INE (2023c e e)	INE (2023c e e)

(\*) Os resultados do PISA 2021 foi adiado devido à pandemia e a data de disponibilização está prevista para dezembro de 2023, ou seja, após a entrega deste trabalho. Logo, os dados mais recentes disponíveis para a análise são os de 2018.

Fonte: Elaboração da autora.

#### IV.5. Cálculo do HCI: união dos três componentes

Para unir os componentes de saúde, sobrevivência e educação, considera-se o produto:

$$(5) \quad HCI = Educação \times Saúde \times Sobrevivência$$

Cada um dos componentes é representado por (7), (8) e (9):

$$(6) \quad Educação = e^{\phi(AEE \times \text{Resultados Normalizados PISA} - 14)}$$

$$(7) \quad Saúde = e^{\gamma_{TSA} \times (TSA - 1)}$$

$$(8) \quad Sobrevivência = TSI$$

O cálculo final de HCI foi feito para 9 regiões para 2011 e 2012 e para 25 regiões de 2013 a 2021, mas, por questões de espaço, apenas os resultados para três anos (2015, 2018 e 2020) vão ser detalhados e discutidos nas seções seguintes<sup>11</sup>.

## V. Resultados: apresentação e discussão

Relativamente à correlação do HCI e seus componentes, a componente educação apresenta maior correlação linear com o resultado de HCI\_R (0,384). O componente de Saúde apresentou e Sobrevivência apresentaram correlação próxima a zero, o que é esperado devido ao fato de os resultados terem pequena ou nenhuma variabilidade entre as unidades territoriais.

Na *Tabela 3*, se encontram os valores de HCI\_R para 2015, 2018 e 2021<sup>12</sup>, ano mais recente disponível, por NUTS III (23 regiões de Portugal Continental) e o resultado total de HCI\_R para o Continente mostra que a tendência é de subida em quase todas as regiões.

Existem, no entanto, diferenças do HCI\_R entre as regiões quer nas posições relativas quer na evolução ao longo do tempo. Região de Coimbra possui o valor mais elevado de HCI\_R (0,80) em 2021. O valor correspondente a Portugal Continental é de 0,73 e apenas 9 das regiões estão abaixo desse valor. O pior resultado pertence à região do Baixo Alentejo (0,63).







---

<sup>11</sup> Resultados para os restantes anos disponíveis serão disponibilizados contactando autora e estão disponíveis na plataforma OneDrive.

<sup>12</sup> Devido a ausência de informação para a maior parte das regiões, de 2011 a 2014, gerado pela mudança de classificação de NUTS III (2002 para 2013) (ver Tabela A3), a análise incluída no TFM foi feita para todas as regiões apenas a partir de 2015.





















Tabela nº3

*Resultados de HCI, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.*

<b>Resultados de HCI, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.</b>			
<b>NUTS III</b>	<b>Ano</b>	<b>HCI_R</b>	<b>Tendência</b>
Continente	2015	0,66	
	2018	0,70	
	2021	0,73	
Alentejo Central	2015	0,64	
	2018	0,69	
	2021	0,70	
Alentejo Litoral	2015	0,61	
	2018	0,64	
	2021	0,66	
Algarve	2015	0,62	
	2018	0,66	
	2021	0,69	

**Resultados de HCI e seus componentes, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.**

Alto Alentejo	2015	0,65	
	2018	0,63	
	2021	0,65	
Alto Minho	2015	0,65	
	2018	0,76	
	2021	0,79	
Alto Tâmega	2015	0,61	
	2018	0,71	
	2021	0,74	
Área Metropolitana de Lisboa	2015	0,63	
	2018	0,68	
	2021	0,71	
Área Metropolitana do Porto	2015	0,66	
	2018	0,76	
	2021	0,78	
Ave	2015	0,66	
	2018	0,75	
	2021	0,77	
Baixo Alentejo	2015	0,62	
	2018	0,62	
	2021	0,63	
Beira Baixa	2015	0,66	
	2018	0,70	
	2021	0,73	
Beiras e Serra da Estrela	2015	0,77	
	2018	0,72	
	2021	0,75	
Cávado	2015	0,67	
	2018	0,73	
	2021	0,76	

<b>Resultados de HCI e seus componentes, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.</b>			
Douro	2015	0,69	
	2018	0,72	
	2021	0,75	
Lezíria do Tejo	2015	0,64	
	2018	0,66	
	2021	0,67	
Médio Tejo	2015	0,71	
	2018	0,76	
	2021	0,78	
Oeste	2015	0,62	
	2018	0,68	
	2021	0,69	
Região de Aveiro	2015	0,63	
	2018	0,72	
	2021	0,75	
Região de Coimbra	2015	0,74	
	2018	0,77	
	2021	0,80	
Região de Leiria	2015	0,66	
	2018	0,75	
	2021	0,78	
Tâmega e Sousa	2015	0,63	
	2018	0,72	
	2021	0,75	
Terras de Trás-os-Montes	2015	0,62	
	2018	0,69	
	2021	0,73	
Viseu Dão Lafões	2015	0,67	
	2018	0,7	
	2021	0,74	




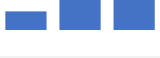

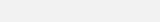

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de dados de Banco Mundial (2023), DGEEC (2023), INE (2023 c, d & e) e OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019).



A variação em 11% do resultado de HCI do Continente (de 2015 a 2021), foi acompanhada pela evolução da região do Alto Minho, que cresceu 22% no mesmo período e que também foi a região que apresentou a maior evolução de resultado de HCI\_R. Já a região que se mostrou praticamente constante em HCI\_R ao longo do período analisado foi a do Baixo Alentejo, que cresceu apenas 2% e também foi a região com pior resultado em 2021 (ver *Tabela 4*).

#### Tabela nº4

*Resumo de resultados de HCI, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021*

NUTS III	Ano	HCI_R	Tendência
Continente	2015	0,66	
	2018	0,70	
	2021	0,73	
Alto Minho	2015	0,65	
	2018	0,76	
	2021	0,79	
Baixo Alentejo	2015	0,62	
	2018	0,62	
	2021	0,63	
Região de Coimbra	2015	0,74	
	2018	0,77	
	2021	0,80	

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de dados de Banco Mundial (2023), DGEEC (2023), INE (2023 c, d & e) e OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019).

Como visto anteriormente, a componente educação é composta por dois indicadores: os AEE e o resultado do PISA ajustado e a subcomponente de maior correlação com o resultado de HCI\_R em 2021 é os AEE, seguido pelo resultado do PISA.

Pasquini & Rosati (2020), que obtiveram resultados semelhantes para a Itália. Portugal é um país com rendimento elevado tal como Itália e já ultrapassou problemas com desnutrição e baixa esperança de vida na idade adulta. E nesses casos, o HCI é basicamente definido pelos resultados de educação, mais especificamente, como visto, pelos resultados relativos à *quantidade* de educação (AEE). Este fator pode também representar um viés na interpretação dos resultados

do índice, uma vez que o capital humano, na raiz de sua teoria (Becker, 1964), não é permeado apenas pela *quantidade* de anos no sistema escolar que um indivíduo tenha, mas sim enxerga-o como um todo, levando em consideração outras formas de adquirir conhecimento (e.g. educação informal) e inclusive questões relacionadas com saúde (e.g. mental e física).

### V.1. Comparação com os resultados publicados pelo Banco Mundial

Comparando os resultados desta pesquisa para Portugal Continental, que reproduzem a metodologia de Kraay (2018), com os resultados globais para Portugal, divulgado pelo Banco Mundial (2023) (ver *Tabela 5*). Verifica-se que: o resultado de HCI em Portugal para o ano de 2018, publicado pelo Banco Mundial, é um pouco superior (11%) do que o aqui obtido. Já em 2020, essa diferença é ligeiramente inferior (apenas 7%). Relativamente à evolução do indicador de 2018 a 2020, tem-se que entre esses 2 anos: o resultado calculado cresceu 2,9%, enquanto o publicado caiu 1,3%.

É importante ressaltar que cálculo de HCI pelo Banco Mundial é feito de forma agregada, a nível nacional. Esse fator é relevante pois demonstra que há uma diferença na disponibilidade de dados nos dois casos, ou seja, para o cálculo do HCI a nível nacional, há uma gama maior de dados disponíveis.

#### Tabela nº5

*Resultados de HCI Calculado e Banco Mundial e componentes, por NUTS III, 2018 e 2020.*

Indicador HCI e Componentes (*)	Ano	Resultados	Resultados
		obtidos neste TFM	publicados Banco Mundial
Human Capital Index HCI (0-1)	2018	0,70	0,78
	2020	0,72	0,77
Anos Esperados de Escolaridade AEE (0 -14 anos)	2018	10,84	13,90
	2020	11,18	13,90
Taxa de Sobrevivência Adulta TSA (0 - 1)	2018	0,93	0,93
	2020	0,93	0,93
Componente Sobrevivência (0 - 1)	2018	1	1
	2020	1	1

(\*) *Em parênteses a amplitude (mínimo-máximo) possível do indicador.*

*Fonte:* Elaboração pela autora a partir de dados de Banco Mundial (2023), DGEEC (2023), INE (2023 b,c & d) e OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019) e Banco Mundial (2023).

Para indagar das razões desta diferença a nível global, são em seguida analisados os valores parcelares do índice.

Os componentes relativos aos resultados dos testes internacionais (qualidades da educação) não se encontram no quadro, uma vez que, como já foi mencionado (ponto IV.2), o Banco Mundial utiliza mais de um teste internacional e, no presente trabalho, foi utilizado apenas o PISA. No entanto, Portugal possui menos frequência de participação nos outros testes internacionais (e.g. TIMSS, TIMSS *Advanced* e PIRLS) (Rosa et. al., 2020) o que permite fundamentar o uso exclusivo dos resultados do PISA (ver *Tabela A4*). O último resultado do PISA disponível foi em 2018, portanto, para 2018 e 2020 são usados os mesmos valores do PISA (ver *Tabela 2* sobre fontes de informação no ponto IV.4). Em Marôco (2021) é incluída uma análise do PISA por Regiões para Portugal (ver *Figura A1*, em anexo).

A componente sobrevivência não apresentou diferença tanto para 2018, quanto para 2020, sendo os dois resultados aproximados a 1.

A componente saúde não apresenta diferença entre os resultados para 2018 e 2020, uma vez que ambos tem como fonte o Banco Mundial (2023) e são, portanto, iguais.

Por fim, o componente AEE, calculado pelo Banco Mundial é mais elevado do que aquela aqui calculada.

No caso da diferença observada no indicador AEE, entre o calculado e o disponibilizado pelo Banco Mundial, é válido salientar que nesse trabalho foi necessário o tratamento da base de dados disponibilizada pela consulta presencial no DGEEC sob protocolo específico. Para os cálculos foram excluídos os dados de alunos que não possuíam informação de ano curricular (cerca de 1% do total de observações, ver em Anexo C). Esse procedimento pode ser responsável pela diferença observada entre os dois resultados, uma vez que não se sabe se o Banco Mundial enfrentou o mesmo obstáculo de ausência de informação do ano curricular e de que forma tratou os dados.

## **V.2. Índice de Capital Humano por regiões (HCI\_R): comparação com HCI de Portugal Continental**

O resultado para o Continente cresceu em 10,6% de 2015 a 2021, passando de 0,66 para 0,73. Coimbra foi a região com melhor resultado do HCI\_R em 2021 e, assim como a evolução do resultado para o Continente, a região melhorou seu resultado de 2015 a 2021 em 7,9% (de 0,74 para 0,80). A região com pior resultado em 2021, o Baixo Alentejo, mantém-se praticamente estável, crescendo apenas 1,6% de 2015 a 2021. Em 2021, a diferença entre o pior resultado e o melhor resultado de HCI\_R foi de 26,7%, sendo que esse percentual não sofreu alterações significativas ao longo dos anos, sendo de 24,1% em 2018 e 26,4% em 2015 (ver *Tabela 6*).

Conforme *Tabela 6*, que representa resultados para algumas regiões com valores extremos (*Tabela A5* inclui os valores para todas as regiões), tem-se que a componente sobrevivência não

demonstrou diferenças relevantes entre as regiões e ao longo dos anos. Isso se deve ao fato de todos os resultados serem muito próximos ao máximo (1=100%) em todos os anos analisados.

### Tabela n°6

*Resumo\* de resultados dos componentes de HCI\_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.*

HCI_R e Componentes (**)	Ano	Continente	Alto Tâmega	Coimbra	Baixo Alentejo	Beiras e Serra da Estrela
Human Capital Index Regional HCI_R (0 - 1)	2015	0,66	0,61	0,74	0,62	0,77
	2018	0,70	0,71	0,77	0,62	0,72
	2021	0,73	0,74	0,80	0,63	0,75
Anos Esperados de Escolaridade AEE (0 - 14 anos)	2015	10,63	11,24	11,13	10,05	11,30
	2018	10,84	11,53	11,37	10,08	11,29
	2021	11,30	12,18	11,81	10,28	11,75
PISA Ajustado (0 - 1)	2015	0,88	0,75	0,98	0,87	1,00
	2018	0,94	0,88	1,00	0,86	0,93
	2021	0,94	0,88	1,00	0,86	0,93
Saúde (0 - 1)	2015	0,95	0,95	0,95	0,95	0,95
	2018	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96
	2021	0,96	0,96	0,96	0,96	0,96
Sobrevivência (0 - 1)	2015	1	1	1	1	1
	2018	1	1	1	1	1
	2021	1	1	1	1	1

*(\*) Os resultados dos componentes do HCI\_R para todas as NUTS III e todos os anos analisados, podem ser encontrados na Tabela A5*

*(\*\*) Em parênteses a amplitude (mínimo-máximo) possível do indicador.*

*Fonte:* Elaboração a partir de dados de Banco Mundial (2023), DGEEC (2023), INE (2023 b, c & d) e OCDE (2012, 2015b & 2018).

Verifica-se que o componente AEE, apresentou uma diferença média de aproximadamente 20% em 2021, 2018 e 2015, entre o pior (Baixo Alentejo, Alto Alentejo e Algarve, respetivamente) e o melhor resultado (Alto Minho, em todos os anos) para as NUTS III. O resultado para o Continente, para esse componente, aumenta em 6,3% de 2015 para 2021. A região com melhor resultado em 2021, apresentou um crescimento (11,73 para 12,34), da mesma forma, a região com pior resultado em 2015 cresceu (0,9 para 10,71) (ver Tabela 6 com recurso a Tabela A5).

Por fim, com relação ao resultado do PISA de 2015 e 2018, para as NUTS III, tem-se que: em 2015 a diferença entre o pior (Alto Tâmega) e o melhor resultado (Beiras e Serra da Estrela) foi de 34% e em 2018, 16% (pior Baixo Alentejo e melhor Coimbra). E, enquanto para o resultado

do Continente, cresceu em 6% de 2015 a 2018, a região que obteve o melhor resultado em 2018, cresceu em 2% e a pior, caiu 0,8% (ver *Tabela 6*)

### V.3. Parâmetro associado a escolaridade de Mincer (1958) e HCI

Conforme anteriormente citado, a metodologia de Kraay (2018, p.35) utiliza um parâmetro associado a escolaridade único de 0,08, conforme proposto por Montegro & Patrinos (2014) e Caselli (2005). No entanto, é de se esperar que a associação a escolaridade e os ganhos futuros, ou seja, o reconhecimento pelo mercado do capital humano, estarem suscetíveis a fatores relacionados com a configuração socioeconômica da população, economia local, mercado de trabalho, e questões relacionadas aos indivíduos em si, como capacidade de aplicar o conhecimento adquirido, por exemplo. Ao incorporar um único valor, a mobilidade entre regiões dentro de um país também é ignorada. Ou seja, o ganho de um indivíduo que ingressou no mercado de trabalho, *na mesma região* que cresceu e estudou, será diferente de um outro que decidiu migrar para uma NUTS III diferente para trabalhar.

O cálculo do parâmetro associado à escolaridade por NUTS III, não vai ultrapassar todos os fatores que são ignorados ao utilizar um único valor. No entanto, ao substituir o valor 0,08 por esses valores específicos de retorno da escolaridade por região, assume-se que o capital humano dessa região terá mobilidade territorial, podendo ser útil na compreensão de como se dão as diferenças de capital humano entre as NUTS III. Portanto, os parâmetros associados à escolaridade determinados equações de Mincer (1958) por NUTS III em 2015, 2018 e 2021 podem ser visualizados a seguir (*Tabela 7*). Representam a taxa de crescimento do salário por cada ano adicional de escolaridade.

#### Tabela nº7

*Taxa de retorno de um ano adicional de escolaridade, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.*

<b>Taxa de retorno de um ano adicional de escolaridade</b>			
<b>NUTS III</b>	<b>2015</b>	<b>2018</b>	<b>2021</b>
Continente	0,063	0,059	0,058
Alentejo Central	0,044	0,038	0,048
Alentejo Litoral	0,059	0,051	0,062
Algarve	0,050	0,048	0,048
Alto Alentejo	0,039	0,041	0,050
Alto Minho	0,043	0,042	0,043
Alto Tâmega	0,042	0,036	0,043
Área Metropolitana de Lisboa	0,068	0,064	0,064

<b>Taxa de retorno de um ano adicional de escolaridade</b>			
Área Metropolitana do Porto	0,062	0,059	0,057
Ave	0,050	0,049	0,050
Baixo Alentejo	0,042	0,047	0,043
Beira Baixa	0,039	0,033	0,045
Beiras e Serra da Estrela	0,054	0,042	0,038
Cávado	0,048	0,045	0,049
Douro	0,044	0,038	0,040
Lezíria do Tejo	0,048	0,055	0,051
Médio Tejo	0,044	0,038	0,044
Oeste	0,041	0,043	0,041
Região de Aveiro	0,056	0,053	0,048
Região de Coimbra	0,056	0,050	0,048
Região de Leiria	0,038	0,041	0,042
Tâmega e Sousa	0,038	0,046	0,043
Terras de Trás-os-Montes	0,039	0,039	0,045
Visu Dão Lafões	0,054	0,049	0,046

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de dados de INE (2023b&e).

A Área Metropolitana de Lisboa foi a região que apresentou os maiores retornos associados a escolaridade, de 2015 a 2021. Isso significa, que a cada ano a mais de estudo, um indivíduo pode aumentar seus rendimentos em aproximadamente 6% na região valor inferior aos 8% considerados no cálculo do HCI pelo Banco Mundial e igual para todos os países. A região de Lisboa também é a NUT com maior densidade populacional de Portugal (INE,2023a). Ou seja, o fato de Lisboa apresentar esse retorno expressivo em educação, pode remeter a já mencionada teoria de Glaeser e Gottlieb (2009), que discute uma maior densidade populacional está associada a uma atividade econômica mais intensa, facilitando a troca de conhecimento, redução de custos de transação, aumento de oportunidades, coordenação do mercado de trabalho e, conseqüentemente, maiores salários associados ao investimento do indivíduo em educação.

No sentido oposto, temos a região de Beira Baixa e Serra da Estrela com o pior resultado em termos de retorno da educação (4%) em 2021, Beira Baixa (3%) em 2018 e Leiria (4%) em 2015. Das três regiões citadas, Beiras e Serra da Estrela e Beira Baixa, possuem as menores densidades populacionais (INEa). Esses fatores corroboram a teoria de Glaeser e Gottlieb (2009), remetendo à ideia de que regiões com uma menor aglomeração de pessoas, acabam por atrair menos empresas, resultando em menos oportunidades de trabalho e salários menores.

A alta densidade populacional da AM de Lisboa, com altos retornos em educação, origina mobilidade interna, com fluxos de residentes de regiões como Beiras e Serra da Estrela e Beira Baixa, com baixa densidade populacional, também fruto de baixas remunerações e oportunidades. Remete-se, portanto, à teoria de Bjerke (2012) já mencionada, que afirma que cidades com crescimento populacional decrescente tem dificuldades em reter os indivíduos qualificados.

Também Florida (2002b), que afirmou que cidades com maior diversidade cultural, como é o caso da AM de Lisboa, são mais atrativas para esses indivíduos.

## Conclusão

Os resultados ilustram a importância da análise territorialmente desagregada do HCI, calculando um HCI\_R, apesar das dificuldades geradas pela ausência de informação desagregada regionalmente. Em suma, os resultados mostram que Portugal possui um resultado satisfatório de HCI a nível global, mas, quando desagregado por regiões, os resultados possuem uma relevante diferença entre si, mostrando o abismo educacional e também em termos de remunerações em algumas regiões, e quanto trabalho ainda deve ser feito em termos de investimento em capital humano.

Como anteriormente discutido, ficou evidente que no caso português o HCI\_R possui uma maior correlação com o componente educacional do índice e, mais especificamente, da componente quantidade da educação (AEE). Isso se deve ao fato de não haver uma variância significativa entre os resultados de saúde e sobrevivência nas NUTS III observadas. Esse fenômeno é observado também pelos pesquisadores Pasquini & Rosati (2020), ao analisar a desagregação do HCI para a Itália. Pode ser explicado pelo fato de que, países de renda elevada e avançados em termos de desenvolvimento socioeconômico, ultrapassaram questões relativas à mortalidade infantil e já possuem uma esperança de vida bastante avançada, experimentando um envelhecimento da população. Este fato remete para a necessidade de, para os países mais desenvolvidos, discutir os indicadores a incluir em cada um dos 3 componentes em particular os relacionados com a saúde e a sobrevivência.

O fato da componente educação ter uma influência crucial nos resultados de HCI\_R, pode representar um eventual viés na interpretação do índice, uma vez que o capital humano, como inicialmente apresentado por Becker (1964), considera como potenciais fatores de produtividade não somente a educação formal, mas: a educação informal, treinamentos, saúde física e mental, alimentação, valores adquiridos no núcleo familiar. Ou seja, ao classificar o capital humano nas regiões em Portugal, considerando seus resultados em HCI\_R, é na realidade a classificação de *quantidade* de educação e, em um nível inferior (considerando que há uma correlação menor com os resultados de HCI\_R), a qualidade de educação.

Ao observar os resultados em educação relativa ao HCI\_R, é possível identificar um fenômeno: regiões com níveis socioeconômicos médios (caso de Coimbra) apresentam bons resultados em qualidade e quantidade de educação, ultrapassando regiões em que se poderia esperar um bom desempenho por serem mais populosas e com nível de renda mais elevado (caso da AMLisboa ou AMPorto). Ora, se por um lado a sobrevivência não explica os resultados de HCI\_R, deve também se considerar que há um fator “sobrevivência na educação”. Na medida em que, para essas regiões desfavorecidas, são poucos os indivíduos que conseguem avançar ao longo dos anos sem fracasso ou abandono escolar. E, da mesma forma, são poucos também os que chegam até a idade de participar do PISA. Existe um viés de seleção (*selection bias*) que é amplamente discutido por (Kraay, 2018) quando da análise dos indicadores a escolher para a componente educação. Assim, os que fazem o teste, podem não representar a realidade da maioria dos indivíduos nessas regiões, representando também um possível viés de interpretação desse



resultado. Diferentes fatores não incluídos neste estudo influenciam o processo de aprendizagem (a gestão das escolas, a qualidade dos professores, a família etc).

Os parâmetros de retorno em educação, ou seja, taxa de rentabilidade do investimento individual em educação, seguindo a aproximação de Mincer (1958) que foram calculados por NUTS III, (tanto quanto é de nosso conhecimento pela primeira vez para Portugal) permitiram tornar mais próximo da realidade o HCI\_R substituindo a taxa de 8%, por taxas de retorno da educação diferenciadas por NUTS III. Os resultados, diferenciados por região e com máximos nas duas áreas metropolitanas (Lisboa e Porto) do Continente comprovaram o interesse dessa análise com diferenciação territorial. Evidenciaram, por exemplo, a importância da mobilidade do capital humano, que pode acabar sendo ignorada ao considerar que há um único parâmetro para todas as regiões no país.

A mobilidade de capital humano acontece, na medida em que, após usufruir de um sistema educacional de qualidade em uma determinada região, o indivíduo migra dentro do seu país em busca de um mercado de trabalho mais dinâmico e vasto, oportunidade de trabalho, regiões dinâmicas e atrativas e, conseqüentemente, maiores salários. Esse fenômeno pode ser exemplificado ao analisar as Regiões de Coimbra e Lisboa: enquanto Coimbra apresenta resultados elevados em HCI\_R e baixos em retorno em educação, Lisboa apresenta resultados baixos em HCI\_R e altos em retorno em educação. Por exemplo, considerando a mobilidade do capital humano, Coimbra poderá ser uma região “exportadora” de mão-de-obra qualificada para Lisboa, uma vez que pode não conseguir reter esse capital humano ao apresentar oportunidades de retorno do investimento em educação. Os pressupostos do HCI ignoram este aspeto porque se aplicam a nível agregado de país. Contudo, também a nível agregado, a mobilidade internacional de capital humano. Uma criança que sobreviva até à idade escolar, que frequente um sistema de ensino de qualidade, pode, quando da entrada no mercado de trabalho mudar de país.

Apesar das limitações do índice, o cálculo do HCI a nível regional, pode ainda servir como diagnóstico de capital humano em um país em particular na análise de cada um dos componentes. Neste TFM, foi possível identificar que a desagregação do HCI ao nível regional, permitiu os pesquisadores a identificar uma heterogeneidade significativa sinalizar as regiões que careciam de investimento em capital humano. Avitabile et al. (2020), afirmou que ao desagregar o HCI para 11 países de diferentes continentes (e portanto, realidades de desenvolvimento socioeconómico, tipologia urbana e características demográficas), pôde identificar como o capital humano se distribuía de forma desigual entre as regiões, a depender de fatores não só ligados aos componentes do índice, mas também a questões externas, tais como: características das regiões, processo de urbanização e crescimento tecnológico, nível de renda da população, dentre outros.

### **Pistas para Futura Investigação**

As conclusões formuladas nessa discussão de resultados, são um convite ao aprofundamento da investigação de forma a aprimorar o HCI\_R. O que pode ser feito com a inclusão, por exemplo, do parâmetro de retorno em educação específico para as regiões do país e que foram apresentadas nesse TFM.

Outro fator discutido neste trabalho e que poderá tornar o índice mais completo, é incluir dados relacionados com qualidade e quantidade de educação nos primeiros percursos da trajetória escolar (e.g. Educação Pré-Escolar e 1º Ciclo do Ensino Básico). Isso porque, como visto em Heckman (2006), o investimento em educação nos primeiros anos do indivíduo, são os que resultam em maiores retornos de capital humano na vida adulta. Nesse sentido, se esse fator fosse considerado no cálculo de HCI\_R, é provável que traria esclarecimentos importantes para as diferentes intrarregionais de capital humano em Portugal.

Por fim, ao calcular o HCI\_R e apresentar os fatores ligados a ele em Portugal, dá-se um passo no sentido de constatar a importância do investimento em capital humano para o desenvolvimento do país, bem como de identificação das regiões que necessitam de intervenção e investimento. Esse investimento que não será apontado apenas para as regiões que apresentam um resultado de HCI\_R baixo. Ou seja, ao apresentar um diagnóstico aprofundado, no sentido de entender as razões por trás do resultado de HCI\_R, foi possível concluir que, regiões com bom desempenho nesse índice, também precisam de investimento, no sentido de reter seu capital humano e poderem então, valorizar sua mão de obra qualificada e se desenvolverem socioeconomicamente.

## Referências Bibliográficas

- Abraham, K. G., & Mallatt, J. (2022). Measuring Human Capital. *Journal of Economic Perspectives*, 36(3), 103-130. <https://doi.org/10.1257/jep.36.3.103>
- Aparicio, J., Cordero, J. M., & Ortiz, L. (2022). Plausible values and their use in efficiency analyses with educational data. *Applied Economics*, 54(29), 3340-3352. <https://doi.org/10.1080/00036846.2021.2006136>
- Avitabile, C., D'Souza, R., Gatti, R., Chapman, E. (2020). Insights from Disaggregating the Human Capital Index. Washington, D.C.: World Bank Group. <http://documents.worldbank.org/curated/en/306651578290912072/Insights-from-Disaggregating-the-Human-Capital-Index>
- Banco Mundial. (2020). *The Human Capital Index 2020 Update : Human Capital in the Time of COVID-19* (Banco Mundial ed.). Banco Mundial.
- Banco Mundial (2023). DataBank - Human Capital Index [Base de Dados]. Banco Mundial, Human Capital Index. <https://databank.worldbank.org/source/human-capital-index#advancedDownloadOptions>
- Becker, S. G. (1964). *Human Capital - A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education*.
- Bjerke, L. (2012). *Knowledge flows across space and firms* (Publication Number 78) [Doctoral thesis, comprehensive summary, Jönköping International Business School]. DiVA. Jönköping. <http://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:hj:diva-17982>
- Card, D. (1999). The causal effect of education on earnings. In O. Ashenfelter & D. Card (Eds.), *Handbook of Labor Economics* (Vol. 3, Part A, pp. 1801-1863). Elsevier.
- Caselli, Francesco. (2005). "Development Accounting". *Handbook of Economic Growth*.
- Crato, N. (2021). Improving a country's education: PISA 2018 results in 10 countries (p. 263). Springer Nature.
- Cravinho, J. (2020). As desigualdades de resultados entre regiões e escolas e o direito constitucional à igualdade de oportunidades. In C. N. d. E. (CNE) (Ed.), *Estado da Educação 2019* (pp. pp. 540-556).
- Cunha, F., & Heckman, J. (2007). The Technology of Skill Formation. *American Economic Review*, 97(2), 31-47. <https://doi.org/10.1257/aer.97.2.31>
- Dalberto, C. R., & Staduto, J. A. R. (2013). Uma análise das economias de aglomeração e seus efeitos sobre os salários industriais brasileiros. *Revista de Economia Contemporânea*, 17.

- Deming, D. J. (2022). Four Facts about Human Capital. *National Bureau of Economic Research Working Paper Series, No. 30149*. <https://doi.org/10.3386/w30149>
- DGEEC (2023). Alunos matriculados, por ano, ciclo de ensino, idade, NUTS III, 2011 a 2021 [Dados não publicados]. Direção-Geral de Estatísticas da Educação e Ciência (DGEEC).
- DGS (2023). *A saúde da população em Portugal*. Capítulo III do Plano Nacional de Saúde 2020-2030. Direção Geral de Saúde. <https://pns.dgs.pt/files/2022/04/Cap-3-Saude-da-populacao-em-Portugal.pdf>
- Eurydice (2023, Março 29). Portugal Overview. <https://eurydice.eacea.ec.europa.eu/pt/national-education-systems/portugal/organizacao-do-ensino-basico>
- Figueiredo, C. & Fontainha, E. (2015). Male and female wage functions: a quantile regression analysis using LEED and LFS Portuguese Databases. <https://www.repository.utl.pt/handle/10400.5/7818>
- Florida, R. (2002a). The Economic Geography of Talent. *Annals of the Association of American Geographers*, 92(4), 743-755.
- Florida, R. (2002b). *The Rise of Creative Class*. New York: Basic Books.
- Fraumeni, B. M., He, J., Li, H., & Liu, Q. (2019a). Regional distribution and dynamics of human capital in China 1985–2014. *Journal of Comparative Economics*, 47(4), 853-866. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jce.2019.06.003>
- Glaeser, E. L., Kolko, J., & Saiz, A. (2001). Consumer city. *Journal of Economic Geography*, 1(1), 27-50. <https://doi.org/10.1093/jeg/1.1.27>
- Glaeser, E. L., Gottlieb, J. D. (2009). The Wealth of Cities: Agglomeration Economies and Spatial Equilibrium in the United States. <http://www.nber.org/papers/w14806.pdf>.
- Gunderson, M., & Oreopoulos, P. (2020). Returns to Education in Developed Countries. In Steve & B. a. C. Green (Eds.), *The Economics of Education* (2nd ed ed., pp. 39-51).
- Heckman, J. J. (2006). Skill Formation and the Economics of Investing in Disadvantaged Children. *Science*, 312(5782), 1900-1902. <https://doi.org/doi:10.1126/science.1128898>
- INE (2015). Instituto Nacional de Estatística - NUTS 2013: as novas unidades territoriais para fins. Estatísticos. INE. <url:https://www.ine.pt/xurl/pub/230205992>.
- INE (2023a). Densidade populacional (N.º/ km<sup>2</sup>) por Local de residência (NUTS - 2013); Anual

- [Base de dados]. Anual [Base de dados]. INE, Estimativas anuais da população residente. [https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine\\_indicadores&indOcorrCod=0008337&contexto=bd&selTab=tab2](https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008337&contexto=bd&selTab=tab2)
- INE (2023b). Ganho médio mensal (€) por Localização geográfica (NUTS - 2013); Anual, 2011 a 2021; Anual [Base de dados]. MTSSS/GEP, Quadros de pessoal. [https://www.ine.pt/bddXplorer/htdocs/minfo.jsp?var\\_cd=0009047&lingua=PT](https://www.ine.pt/bddXplorer/htdocs/minfo.jsp?var_cd=0009047&lingua=PT)
- INE (2023c). Óbitos (Nº) por local de residência (NUTS - 2013), Sexo, Grupo etário e Causa de morte, 2011 a 2021; Anual [Base de dados]. INE, Óbitos por causas de morte. [https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine\\_indicadores&indOcorrCod=0008206&selTab=tab0](https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008206&selTab=tab0)
- INE (2023d). População residente, por grupos etários específicos, por NUTS III, 2011 a 2022 [Dados não publicados]. INE, Instituto Nacional de Estatística.
- INE (2023e). População residente (N.º) por Local de residência (NUTS - 2013), Sexo e Grupo etário, 2011 a 2021; Anual [Base de dados]. INE, Estimativas anuais da população residente. [https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine\\_indicadores&indOcorrCod=0008273&contexto=bd&selTab=tab2](https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008273&contexto=bd&selTab=tab2)
- Kraay, A. (2018). Methodology for a World Bank Human Capital Index. In. Washington, DC: World Bank. <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/841571538503209726-0140022018/render/HCIMethodologyPaper14Sept2018.pdf>
- Langelett, G. (2002). Human Capital: A Summary of the 20th Century Research. *Journal of Education Finance*, 28(1), 1-23.
- Marôco, J. (2021). Portugal: The PISA effects on education. Improving a Country's Education: PISA 2018 Results in 10 Countries, 159-174.
- Mestre, C., & Baptista, J. (2016). *Desigualdades Socioeconómicas e Resultados Escolares II – 2.º Ciclo do Ensino Público Geral*. DGEEC. <https://www.dgeec.mec.pt/np4/353/>
- Mincer, J. (1958). Investment in Human Capital and Personal Income Distribution. *Journal of Political Economy*, 66(4), 281-302.
- Montenegro, C. E., & Patrinos, H. A. (2014). *Comparable Estimates of Returns to Schooling around the World* [doi:10.1596/1813-9450-7020]. The World Bank. <https://doi.org/doi:10.1596/1813-9450-7020>
- Moretti, E. (2004). Estimating the social return to higher education: evidence from longitudinal and repeated cross-sectional data. *Journal of Econometrics*, 121(1), 175-212. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2003.10.015>

- OCDE. (2009). *PISA Data Analysis Manual: SPSS, Second Edition*. <https://doi.org/10.1787/9789264056275-en>
- OCDE. (2015a). *Education Policy Outlook - Portugal 2015*. <https://doi.org/10.1787/9789264225442-en>
- OCDE (2015b). PISA Student Questionnaire Data, 2015 [Base de dados]. OCDE. <https://www.oecd.org/pisa/data/2015database/>
- OECD (2016), "PISA 2015 Results in Focus", PISA in Focus. OCDE. <https://doi.org/10.1787/aa9237e6-en>.
- OCDE (2018). PISA Student Questionnaire Data, 2018 [Base de dados]. OCDE. <https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/>
- OCDE (2019). PISA 2018 Results – Combined Executive Summaries (Volume I, II & III). OCDE. [https://www.oecd.org/pisa/Combined\\_Executive\\_Summaries\\_PISA\\_2018.pdf](https://www.oecd.org/pisa/Combined_Executive_Summaries_PISA_2018.pdf)
- Pasquini, A., & Rosati, F. (2020). A Human Capital Index for the Italian Provinces. In. Bonn, Germany: IZA – Institute of Labor Economics.
- Patrinos, A. & Psacharopoulos, G. (2020). Returns to Education in Developing Countries. In Steve & B. a. C. Green (Eds.), *The Economics of Education* (2nd. ed., pp. 53–64).
- Psacharopoulos, G. & Patrinos, A. (2018) Returns to investment in education: a decennial review of the global literature, *Education Economics*, 26:5, 445-458, DOI: 10.1080/09645292.2018.1484426
- Rosa, V., Sampaio Maia, J., Mascarenhas, D., & Teodoro, A. (2020). PISA, TIMSS e PIRLS em Portugal: Uma análise comparativa. *Revista Portuguesa de Educação*, 33(1), 94-120. (IN FILE)
- Sá, C., Pinto, C., Oliveira, C., Cerejeira, J., Simões, M., Portela, M., Teixeira, P., Ferreira, P., Sousa, S. & Sousa, S.C.C.. *Educação e mercado de trabalho em Portugal: retornos e transições*. Universidade do Minho. Escola de Economia e Gestão (EEG), 2014. [http://www.poaifse.gren.pt/upload/docs/Diversos/ESTUDOS/Estudos%202014/Relatorio\\_final\\_U\\_Minho.pdf](http://www.poaifse.gren.pt/upload/docs/Diversos/ESTUDOS/Estudos%202014/Relatorio_final_U_Minho.pdf)
- Schultz, T. (1961). *Education and Economic Growth*. In (pp. 46-88). Chicago: University of Chicago Pres.
- Solow, R. M. (1956). A Contribution to the Theory of Economic Growth. *The Quarterly Journal of Economics*, 70(1), 65-94. <https://doi.org/10.2307/1884513>
- Weil, David (2007). “Accounting for the Effect of Health on Economic Growth”. *Quarterly Journal of Economics*. 156-1306.

## Glossário

**Densidade Populacional:** segundo o INE (2023a), é:

“Intensidade do povoamento expressa pela relação entre o número de habitantes de uma área territorial determinada e a superfície desse território (habitualmente expressa em número de habitantes por quilómetro quadrado).” (p.2)

**Ganho médio mensal:** Segundo INE (2023b), o ganho médio mensal é:

“Montante ilíquido em dinheiro e/ou géneros, pago ao trabalhador, com carácter regular em relação ao período de referência, por tempo trabalhado ou trabalho fornecido no período normal e extraordinário. Inclui, ainda, o pagamento de horas remuneradas mas não efetuadas (férias, feriados e outras ausências pagas).” (p.2)

**Plausible Values:** são valores aleatórios das distribuições posteriores (OCDE, 2009).

**População residente:** segundo o INE (2023e), é:

“O conjunto de pessoas que, independentemente de estarem presentes ou ausentes num determinado alojamento no momento de observação, viveram no seu local de residência habitual por um período contínuo de, pelo menos, 12 meses anteriores ao momento de observação, ou que chegaram ao seu local de residência habitual durante o período correspondente aos 12 meses anteriores ao momento de observação, com a intenção de aí permanecer por um período mínimo de um ano.” (p.2)

**Taxa real de escolarização:** o DGEEC (2017) define como a relação dos alunos matriculados em um determinado ciclo, em idade normal de frequência, pela população residente do mesmo nível etário. Para o nível pré-escolar, considera-se crianças com idades entre 3 e 5 anos; para o 1º ciclo do ensino básico, alunos com idades entre 6 e 9 anos (considera-se igualmente no numerador, alunos com 5 anos de idade); para o 2º ciclo do ensino básico, alunos com idades entre 10 e 11 anos (considera-se igualmente no numerador, alunos com 9 anos de idade); para o 3º ciclo do ensino básico, alunos com idades entre 12 e 14 anos (considera-se igualmente no numerador, alunos com 11 anos de idade); e por fim, para o ensino secundário, considera-se alunos com idades entre 15 e 17 anos (considera-se igualmente, alunos com 14 anos de idade).

## Anexo A

Tabela nº A1

*Resultado de HCI em 2020 em Portugal e comparação com Continente.*

HCI e Componentes	Portugal	Leste Asiático e Pacífico	Europa e Ásia Central	América Latina e Caribe	Médio Oriente e África do Norte	América do Norte	Ásia do Sul	África Subsaariana
<b>Componente 1: Sobrevivência</b>								
Probabilidade de Sobrevivência até os 5 anos	0,996	0,978	0,993	0,982	0,984	0,994	0,96	0,934
<b>Componente 2: Educação</b>								
Expectativa de anos escolares	13,9	11,9	13,1	12,1	11,6	13,3	10,8	8,3
Resultados de testes harmonizados	509	432	479	405	407	523	374	374
<b>Componente 3: Saúde</b>								
Fração de indivíduos com 15 anos que sobrevivem até os 60 anos	0,933	0,864	0,904	0,862	0,912	0,915	0,84	0,735
Fração de crianças com menos de 5 anos não atrofiadas		0,759	0,903	0,852	0,823		0,69	0,688
<b>HCI 2020</b>	<b>0,77</b>	<b>0,59</b>	<b>0,69</b>	<b>0,56</b>	<b>0,57</b>	<b>0,75</b>	<b>0,48</b>	<b>0,4</b>

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de Banco Mundial (2023).

Tabela nº A2

*Adaptação de NUTS III classificação de 2002 para classificação de 2013.*

NUTS III - 2002	NUTS III - 2013
Minho Lima	Alto Minho
Cávado	Cávado
Oeste	Oeste
Beira Interior Norte	
Serra da Estrela	Beiras e Serra da Estrela
Cova da Beira	
Grande Lisboa	Área Metropolitana de Lisboa
Setúbal	
Alentejo Litoral	Alentejo Litoral
Baixo Alentejo	Baixo Alentejo
Lezíria do Tejo	Lezíria do Tejo
Algarve	Algarve

*Fonte:* Elaboração a partir de dados de INE (2015).



Tabela nº A3

*NUTS I, II e III conforme classificação de 2013 e demais informações relacionadas à elas.*

NUTS I	NUTS II	NUTS III	População Residente 2021	Nº de municípios	Alteração de limites territoriais face à NUTS 2003	Alteração de Nome face à NUTS 2003
		Alto Minho	231.882	10	Não	Sim
		Cávado	419.835	6	Não	Não
		Ave	419.091	8	Sim	Não
		Área Metropolitana do Porto	1.755.844	17	Sim	Sim
	Norte	Alto Tâmega	83.801	6	Sim	Sim
		Tâmega e Sousa	408.674	11	Sim	Sim
		Douro	183.831	19	Sim	Não
		Terras de Trás-os-Montes	107.020	9	Sim	Sim
		Região de Aveiro	373.365	11	Sim	Sim
		Região de Coimbra	440.065	19	Sim	Sim
		Região de Leiria	290.019	10	Sim	Sim
		Viseu Dão Lafões	254.169	14	Sim	Sim
Continente	Centro	Beiras e Serra da Estrela	210.496	15	Sim	Sim
		Beira Baixa	81.167	6	Sim	Sim
		Oeste	372.365	12	Não	Não
		Médio Tejo	231.002	13	Sim	Não
	Área Metropolitana de Lisboa	Área Metropolitana de Lisboa	2.883.645	18	Sim	Sim
		Alentejo Litoral	98.303	5	Não	Não
		Alto Alentejo	105.031	15	Sim	Não
	Alentejo	Alentejo Central	153.507	14	Sim	Não
		Baixo Alentejo	115.663	13	Não	Não
		Lezíria do Tejo	240.872	11	Não	Não
	Algarve	Algarve	469.983	16	Não	Não
Região Autónoma dos Açores	Região Autónoma dos Açores	Região Autónoma dos Açores	238.794	19	Não	Não
Região Autónoma da Madeira	Região Autónoma da Madeira	Região Autónoma da Madeira	252.693	11	Não	Não

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de INE (2015).

**Tabela nº A4***Participação de Portugal em questionários internacionais.*

	<b>PISA</b>	<b>PIRLS</b>	<b>TIMSS</b>	<b>TIMSS <i>Advanced</i></b>
Pilotagem do Inquérito	OCDE Organismo Intergovernamental	IEA Internacional de Instituições de Investigação		Cooperativa
Data de Criação	2000	2001	1995	1995
Periodicidade	Todos os 3 anos	Todos os 5 anos	Todos os 4 anos	Irregular
Número de Países/Regiões*	72 (34 da OCDE)	50 (26 da OCDE)	48 (26 da OCDE)	9 (7 da OCDE)
Público-Alvo	Alunos de 15 anos de idade que frequentam, pelo menos, o 7º ano de escolaridade	4º ano de escolaridade	4º, 8º ano de escolaridade	12º ano de escolaridade
Domínios Avaliados	Literacia de leitura Literacia Matemática Literacia Científica	Literacia de Leitura	Matemática e Ciências	Matemática e Física
Contexto dos Itens	Competências úteis ao futuro cidadão	Competências de leitura	Saberes disciplinares	
Exercícios Libertados	Poucos	Poucos	Muitos	
Participação de Portugal	2000, 2003, 2006, 2009, 2012, 2015, 2018	2011, 2016**	1995, 2011***, 2015***, 2019	2015

\* A participação dos países é variável durante as várias edições;

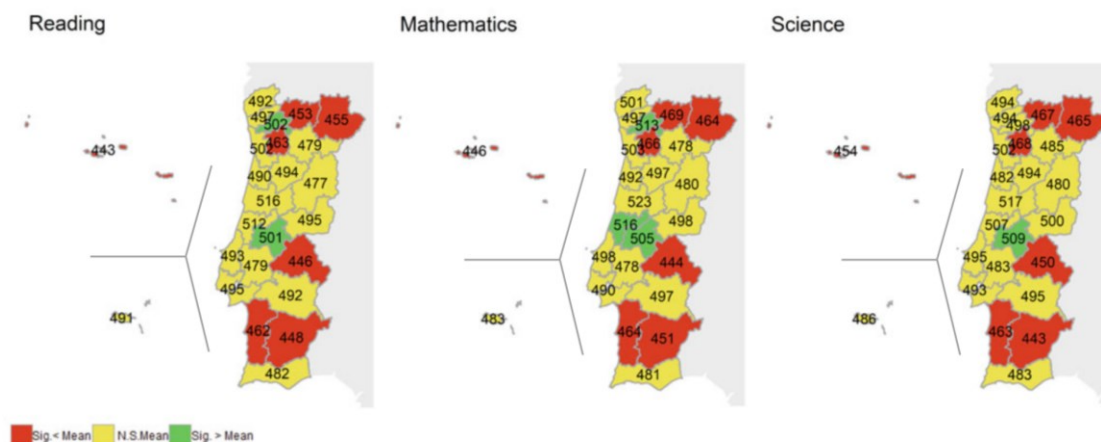
\*\* Em 2016, realizou-se também PIRLS Online (ePIRLS);

\*\*\* Em 2011 e 2015, Portugal só participou com alunos do 4º ano de escolaridade.

*Fonte:* Elaboração da autora a partir de Rosa et al. (2020 p. 105).

**Figura nºA1**

*Resultados do PISA 2018 por Regiões NUTS III*



**Fig. 3** Mean scores per NUTS III regions in Portugal for reading, mathematics, and science on PISA 2018. The yellow color identifies regions not statistically significantly different from the national average (492 points for reading, mathematics, and science), the red color regions where the means are significantly lower than the national average, and the green color regions with means scores that are significantly higher mean than the national average. Data retrieved from the PISA PRT database (OECD 2019a). Statistical comparisons of the mean for regions vs national mean were weighted by student weights, and  $p \leq 0.05$  for large sample unilateral t-tests was assumed for statistically significant differences

*Fonte: Marôco (2021) in Crato (2021).*

**Tabela nºA5**

*Resultados dos componentes de HCI\_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021.*

<b>Resultados dos componentes de HCI_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</b>						
<b>NUTS III</b>	<b>Ano</b>	<b>HCI_R</b>	<b>AEE</b>	<b>PISA Ajustado</b>	<b>Sobrevivência</b>	<b>Saúde</b>
Continente	2015	0,66	10,63	0,88	1,00	0,95
	2018	0,70	10,84	0,94	1,00	0,96
	2021	0,73	11,30	0,94	1,00	0,96
Alentejo Central	2015	0,64	10,60	0,85	1,00	0,95
	2018	0,69	10,52	0,94	1,00	0,96
	2021	0,7	10,74	0,94	1,00	0,96
Alentejo Litoral	2015	0,61	10,18	0,83	1,00	0,95
	2018	0,64	10,19	0,89	1,00	0,96
	2021	0,66	10,41	0,89	1,00	0,96

<b>Resultados dos componentes de HCI_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</b>						
Algarve	2015	0,62	9,60	0,90	1,00	0,95
	2018	0,66	10,01	0,93	1,00	0,96
	2021	0,69	10,71	0,93	1,00	0,96
Alto Alentejo	2015	0,65	10,21	0,90	1,00	0,95
	2018	0,63	9,99	0,88	1,00	0,96
	2021	0,65	10,30	0,88	1,00	0,96
Alto Minho	2015	0,65	11,73	0,78	1,00	0,95
	2018	0,76	11,83	0,94	1,00	0,96
	2021	0,79	12,34	0,94	1,00	0,96
Alto Tâmega	2015	0,61	11,24	0,75	1,00	0,95
	2018	0,71	11,53	0,88	1,00	0,96
	2021	0,74	12,18	0,88	1,00	0,96
Área Metropolitana de Lisboa	2015	0,63	9,94	0,88	1,00	0,95
	2018	0,68	10,28	0,94	1,00	0,96
	2021	0,71	10,82	0,94	1,00	0,96
Área Metropolitana do Porto	2015	0,66	11,31	0,84	1,00	0,95
	2018	0,76	11,57	0,96	1,00	0,96
	2021	0,78	11,90	0,96	1,00	0,96
Ave	2015	0,66	11,30	0,82	1,00	0,95
	2018	0,75	11,52	0,95	1,00	0,96
	2021	0,77	11,97	0,95	1,00	0,96
Baixo Alentejo	2015	0,62	10,05	0,87	1,00	0,95
	2018	0,62	10,08	0,86	1,00	0,96
	2021	0,63	10,28	0,86	1,00	0,96
Beira Baixa	2015	0,66	10,93	0,85	1,00	0,95
	2018	0,7	10,97	0,92	1,00	0,96
	2021	0,73	11,54	0,92	1,00	0,96
Beiras e Serra da Estrela	2015	0,77	11,30	1,00	1,00	0,95
	2018	0,72	11,29	0,93	1,00	0,96
	2021	0,75	11,75	0,93	1,00	0,96
Cávado	2015	0,67	11,22	0,85	1,00	0,95
	2018	0,73	11,32	0,94	1,00	0,96
	2021	0,76	11,86	0,94	1,00	0,96
Douro	2015	0,69	11,43	0,87	1,00	0,95
	2018	0,72	11,56	0,91	1,00	0,96
	2021	0,75	12,02	0,91	1,00	0,96

<b>Resultados dos componentes de HCI_R, por NUTS III, 2015, 2018 e 2021</b>						
Lezíria do Tejo	2015	0,64	10,07	0,90	1,00	0,95
	2018	0,66	10,05	0,93	1,00	0,96
	2021	0,67	10,35	0,93	1,00	0,96
Médio Tejo	2015	0,71	11,43	0,90	1,00	0,95
	2018	0,76	11,43	0,97	1,00	0,96
	2021	0,78	11,70	0,97	1,00	0,96
Oeste	2015	0,62	10,08	0,86	1,00	0,95
	2018	0,68	10,24	0,95	1,00	0,96
	2021	0,69	10,44	0,95	1,00	0,96
Região de Aveiro	2015	0,63	10,64	0,82	1,00	0,95
	2018	0,72	10,79	0,97	1,00	0,96
	2021	0,75	11,24	0,97	1,00	0,96
Região de Coimbra	2015	0,74	11,13	0,98	1,00	0,95
	2018	0,77	11,37	1,00	1,00	0,96
	2021	0,8	11,81	1,00	1,00	0,96
Região de Leiria	2015	0,66	10,93	0,86	1,00	0,95
	2018	0,75	11,06	0,98	1,00	0,96
	2021	0,78	11,58	0,98	1,00	0,96
Tâmega e Sousa	2015	0,63	11,19	0,79	1,00	0,95
	2018	0,72	11,42	0,91	1,00	0,96
	2021	0,75	11,99	0,91	1,00	0,96
Terras de Trás-os-Montes	2015	0,62	10,85	0,80	1,00	0,95
	2018	0,69	11,10	0,89	1,00	0,96
	2021	0,73	11,86	0,89	1,00	0,96
Viseu Dão Lafões	2015	0,67	10,95	0,88	1,00	0,95
	2018	0,7	10,93	0,93	1,00	0,96
	2021	0,74	11,64	0,93	1,00	0,96

*Fonte:* Elaboração a partir de dados de Banco Mundial (2023), DGEEC (2023), INE (2023 c, d & e) e OCDE (2015b, 2016, 2018, 2019).

**Anexo B**

[Declaracao de compromisso\\_Maria Tereza Dallalana\\_assinada.pdf](#)

## Anexo C

Segundo a metodologia proposta por Kraay (2018), a utilização da TRE, pode não ser exclusivamente a única possibilidade para calcular os anos esperados de ensino, mas o autor retifica a importância da utilização dessa taxa, uma vez que representa de forma mais fidedigna a frequência de alunos no ciclo normal de frequência, desconsiderando alunos que não obtiveram sucesso escolar. No entanto, a informação referente ao número de alunos matriculados por ciclo ou idade normal de frequência para NUTS III em Portugal se encontra apenas disponível o percentual por ciclo de ensino (pré-escolar, básico e secundário), não sendo possível realizar uma agregação dos percentuais e então obter a TRE por unidade territorial.

Ao se deparar com esse desafio, a solução encontrada foi solicitar ao departamento responsável pela disponibilização desses dados, o DGEEC, que fosse disponibilizado a informação de alunos matriculados para fins de investigação. A solicitação inicial é feita por meio de um preenchimento de formulário de pedido personalizado de dados no site da organização, e um trabalhador responsável pela avaliação da disponibilidade dos dados solicitados entra em contacto com o investigador via e-mail. O pedido feito foi para alunos matriculados no ciclo normal de frequência, para NUTS III, de 2011 a 2021. Considerando o tamanho da base e a sensibilidade das informações, o DGEEC definiu que seria necessária a recolha presencial desses dados, via *SafeCenter*. O tratamento da base de dados foi feito de forma presencial, via SPSS, gerando tabelas resumidas com a informação a ser disponibilizada, via Excel (as tabelas não podiam ter observações menores que 3) e depois de avaliado o conteúdo dessas tabelas pelos trabalhadores do DGEEC, são compartilhadas via e-mail por uma pasta online protegida com senha (disponibilizada pelo DGEEC). Ao todo, foram 5 consultas presenciais, totalizando aproximadamente 10h de trabalho presencial no *SafeCenter* do DGEEC.

Relativamente ao tratamento feito, a base disponibilizada possuía aproximadamente 15 milhões de observações e continha as seguintes variáveis: NUTS III, nível de ensino, ano curricular e idade. Dessa forma, o tratamento consistiu em definir os casos em que representavam os alunos que estavam matriculados em ciclo ou idade normal de frequência, como se observa na tabela abaixo:

**Tabela nº C1***Idade por nível de ensino e ano curricular*

<b>Nível de Ensino</b>	<b>Ano Curricular</b>	<b>Idade</b>
Pré-Escolar	Não se aplica	3, 4 e 5 anos
Básico 1º Ciclo	1º Ano	6
	2º Ano	7
	3º Ano	8
	4º Ano	9
Básico 2º Ciclo	5º Ano	10
	6º Ano	11
	7º Ano	12
Básico 3º Ciclo	8º Ano	13
	9º Ano	14
	10º Ano	15
Secundário	11º Ano	16
	12º Ano	17

*Fonte:* Elaboração da autora a partir dos dados de DGEEC (2023).

A base disponibilizada possui observações sem a informação do ano curricular do aluno, que representa 1% do total. Há observações que não possuem a informação de NUTS III do aluno, e estas representam 0,3% do total. Ambos os casos foram desconsiderados da amostra selecionada para a investigação, para fins de comparabilidade.



## Anexo D

Com o objetivo de compreender de que forma se apresenta o parâmetro associado à escolaridade de Mincer (1958) para cada uma das 23 NUTS III, foi realizado o um cálculo considerando o ganho médio mensal por região e por nível de educação, para os anos de 2015, 2018 e 2021. Os anos para análise foram selecionados considerando que também foram utilizados para a comparação de HCI *standard* calculado. Os níveis de escolaridade foram convertidos em anos de escolaridade e de forma diferente com base na disponibilidade de dados. Ou seja: i) para 2021 e 2018, em que há informação de ganho médio mensal para todos os níveis de escolaridade, tem-se a Tabela D1; ii) para 2015, que não há disponibilidade de informação de ganho médio mensal para o nível de Curso Técnico Superior Profissional e por essa razão o ano de escolaridade correspondente à esse nível, foi adicionado ao nível de Ensino Secundário (conforme Tabela D2):

### Tabela nº D1

*Níveis e anos de escolaridade para 2021 e 2018*

<b>Nível de Escolaridade</b>	<b>Anos de Escolaridade</b>	<b>Anos de Escolaridade Ajustado</b>
Inferior ao 1.º ciclo	1	1
1.º ciclo do ensino básico	3	4
2.º ciclo do ensino básico	2	6
3.º ciclo do ensino básico	3	9
Ensino secundário	3	12
Curso técnico superior profissional	1	13
Bacharelato	2	15
Licenciatura	2	17
Mestrado	2	19
Doutoramento	3	22
<b>Total</b>	<b>22</b>	<b>-</b>

*Fonte:* Elaboração da autora a partir dos dados de (Eurydice, 2023).

**Tabela nº D2***Níveis e anos de escolaridade para 2015*

<b>Nível de Escolaridade</b>	<b>Anos de Escolaridade</b>	<b>Anos de Escolaridade Ajustado</b>
Inferior ao 1.º ciclo	1	1
1.º ciclo do ensino básico	3	4
2.º ciclo do ensino básico	2	6
3.º ciclo do ensino básico	3	9
Ensino secundário	4	13
Bacharelato	2	15
Licenciatura	2	17
Mestrado	2	19
Doutoramento	3	22
<b>Total</b>	<b>22</b>	-

*Fonte:* Elaboração da autora a partir dos dados de (Eurydice, 2023).

Após a definição de anos de escolaridade por nível de ensino, foi calculado o logaritmo natural para cada um dos valores de ganho médio. Por fim, foi criada uma linha de tendência linear considerando os anos de escolaridade ajustado e o valor de ganho médio mensal associado.