



Universidade de Aveiro
2021

MIGUEL ANTÓNIO COUTINHO ROCHINHA DE ALMEIDA **EMPREGO, ROTINA E PRÉMIOS SALARIAIS PARA STEM VS NÃO-STEM: O CASO PORTUGUÊS**



Universidade de Aveiro
2021

MIGUEL ANTÓNIO COUTINHO ROCHINHA DE ALMEIDA **EMPREGO, ROTINA E PRÉMIOS SALARIAIS PARA STEM VS NÃO-STEM: O CASO PORTUGUÊS**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Economia Ramo Empresa, realizada sob a orientação científica do Doutor Hugo Figueiredo, Professor Auxiliar do DEGEIT - Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro e sob coorientação científica da Doutora Marta Ferreira Dias, Professor Auxiliar do DEGEIT - Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro.

This work was financed by national funds through FCT – Foundation for Science and Technology, I.P., within the project PTDC/CED-EDG/29726/2017.

FCT Fundação
para a Ciência
e a Tecnologia

“Alcança quem não cansa”
Aquilino Ribeiro

Dedicado aos meus avós, aos meus pais, e aos meus irmãos.

o júri

presidente

Prof^a. Doutora Mara Madaleno

professor Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro

Prof. Doutor Ricardo Biscaia

professor auxiliar da Faculdade de Economia da Universidade do Porto

Prof. Doutor Hugo Casal Figueiredo

professora auxiliar do Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo da Universidade de Aveiro

agradecimentos

GRATIDÃO (s.f)

¹ é um agradecimento sincero;

² é o sentimento que nos torna menos egoístas;

³ característica ou particularidade de quem é grato, para alguém por uma ação e/ou benefício recebido;

Terminada esta caminhada, chega o momento de agradecer.

Primeiro, ao Professor Doutor Hugo Figueiredo, orientador deste trabalho por todo o empenho saudavelmente exigente e partilha de sabedoria, e á Professora Doutora Marta Ferreira Dias, coorientadora com um papel fundamental na motivação, sentido prático e postura exemplar de dedicação.

Um sincero agradecimento a eles e a todos os professores que encontrei ao longo deste percurso, sabendo que muitas vezes abdicaram da sua vida pessoal em prol dos seus alunos, mostrando verdadeiro sentido de integridade e compromisso.

A toda a minha família. Sem exceção. Pais, irmãos, avós, tios, primos pelo apoio incondicional exemplar ao longo deste percurso. Em particular aos meus pais e irmãos pela enorme compreensão, pelo amor e alegria que sempre transmitiram, e por nunca duvidarem das minhas capacidades.

Obrigado a todos os meus amigos. Imprescindíveis nos momentos de maior despero, agradeço o vosso companheirismo, carinho e ânimo ao longo destes últimos meses.

A todos os que não são aqui mencionados mas que me desejam bem.

A todos: o meu eterno bem-haja!

palavras-chave

Futuro do trabalho, tecnologia, retornos, STEM, rotinização

resumo

Tecnologia, globalização e alterações demográficas são 3 eixos que frequentemente estão associadas às transformações do futuro do mercado de trabalho. Este trabalho analisa o impacto da tecnologia, em particular da automação, no mercado de trabalho dos diplomados em Portugal no período 2010-2018 para áreas STEM e não-STEM com dados dos Quadros de Pessoal. Nesta análise identificam-se as principais tendências recentes do mercado de trabalho dos diplomados e respetiva relação com índices de rotinização das tarefas das ocupações, procedendo-se posteriormente a uma análise da evolução do prémio salarial de diferentes grupos que combinam área de formação (STEM vs Não-STEM), grau de formação (licenciados vs mestres) e nível de rotinização das ocupações (alto vs baixo).

Os resultados sugerem uma maior valorização da formação STEM, em ambos os graus de formação, licenciados e mestres, mas particularmente acentuada para os segundos. Para além disso, verifica-se ainda que nos licenciados em ocupações de menos rotina, a formação STEM tem contribuído, ceteris paribus, para uma melhoria do seu prémio salarial. Esta valorização do prémio salarial pode estar associada a um efeito de complementariedade entre os indivíduos STEM e a rotina das ocupações, dado que a introdução de tecnologia exige mão de obra qualificada em áreas tipicamente STEM. Esta heterogeneidade nos prémios salariais exige por isso, políticas públicas e instrumentos eficazes para tornar as opções e escolhas de investimento em educação racionais e informadas, adaptadas ao contexto em que vivemos.

Keywords

Future of Work, technology, returns to, STEM, rotinization

abstract

Technology, globalization and demographic changes are 3 axes that are often associated with changes in the future of the labor market. This investigation analyzes the impact of technology particular, in automation, on the job market of graduates in Portugal in the period of 2010-2018 for STEM and non-STEM areas with data from Quadros de Pessoal. Identifying the main recent trends in the graduates' labor market and their relationship with the rotinization tasks index in occupations and develop an analysis of the evolution of the salary premium of different groups that combine the training area (STEM vs Non-STEM), degree of training (graduates vs. masters) and level of routinization of occupations (high vs. low) are the main goals of this study. The results suggest a greater appreciation of STEM training, in both degrees, graduates and masters, but particularly accentuated for the latter. In addition, it appears that in graduates in less routine occupations, STEM training has contributed, *ceteris paribus*, to an improvement in their premium salary. This appreciation of the salary premium may be associated with a complementarity effect between STEM individuals and the routine of occupations, given that the introduction of technology requires skilled labor that are typically associated with STEM areas. This heterogeneity in returns will require effective public policies and instruments to make rational and informed investment options and choices in education, adapted to the context in which we live.

Índice

1. Introdução.....	1
2. Revisão da Literatura.....	5
2.1 Educação mais Trabalho: Retornos do Investimento em Capital Humano.....	5
2.2 Tendências transformadoras do mercado de trabalho.....	8
2.2.1 Globalização.....	8
2.2.2 Tecnologia.....	11
2.2.3 Alterações demográficas.....	15
2.3. Impacto das tendências (nos indivíduos, organizações/empresas e instituições governamentais) ..	16
2.4. Automação, mercado de trabalho e áreas de conhecimento ..	18
3. Dados.....	21
3.1. Quadros de Pessoal e ONE*T ..	21
3.2. STEM vs não-STEM.....	25
4. Metodologia.....	27
4.1. Hipóteses em estudo.....	27
4.2. Medição da transformação do mercado de trabalho português ..	27
4.2.1. Índice de Rotinização das Tarefas.....	28
4.3. Medição dos retornos por área: modelo OLS.....	31
4.3.1. Análise de robustez ..	36
5. Resultados Empíricos ..	39
5.1. Oferta e qualificação da força de trabalho.....	39
5.2. Procura e Tecnologia: Transformação do Mercado de Trabalho Português.....	40
5.3. Preço e Retorno ..	55
5.3.1. Principais tendências do salário horário real ..	55
5.3.2. Modelo OLS.....	57
6. Conclusões ..	65
Referências ..	71
Anexos.....	80

Índice Figuras

Figura 1 - Top 10 das profissões com mais diplomados STEM	43
Figura 2 - Top 3 das profissões a 2 dígitos com IRT mais elevado e mais baixo.....	47

Índice tabelas

Tabela 1 - O impacto do progresso tecnológico por diferentes autores.....	12
Tabela 2 - Total de indivíduos em análise por ano.....	22
Tabela 3 - Classificação das Tarefas e principais variáveis O*NET.....	23
Tabela 4 - Descrição das variáveis usadas.....	24
Tabela 5 - Códigos das ocupações e classes ocupacionais.....	28
Tabela 6 - Principais instrumentos e índices identificados na literatura para medição do impacto da tecnologia no mercado de trabalho.....	31
Tabela 7 - Evolução da % de diplomados em relação ao total.....	40
Tabela 8 - % de emprego total por CPP a 1 dígito.....	41
Tabela 9 - Distribuição dos diplomados STEM por profissão a 1 dígito.....	43
Tabela 10 - Evolução da distribuição dos diplomados STEM por classe ocupacional.....	44
Tabela 11 - Importância dos inputs das tarefas para cada ocupação a 1 dígito.....	46
Tabela 12 - Índice de dissemelhança para a economia como um todo por CPP e CAE.....	52
Tabela 13 - Evolução do índice de dissemelhança entre STEM e não-STEM por CPP a 3d, a 4d e CAE a 5d.....	53
Tabela 14 - Índice de dissemelhança por grau de qualificação para a economia como um todo.....	54
Tabela 15 - Evolução do índice de dissemelhança ao longo das profissões a 3 dígitos, por nível de escolaridade.....	54
Tabela 16 - Índice de dissemelhança ao longo da CPP a 3d para licenciados STEM e mestres STEM.....	55
Tabela 17 - IRT médio, % de emprego de diplomados de acordo com nível de rotinização em 2010 e 2018.....	64
Tabela 18 - Estatística descritiva das variáveis usadas no estudo.....	82
Tabela 19 - Índice de Rotinização das tarefas por CPP a 2 dígitos.....	84
Tabela 20 - Evolução da % de emprego em cada região em relação a total do emprego em cada ano.....	85
Tabela 21 - Distribuição dos diplomados STEM em cada região ao longo do tempo.....	85
Tabela 22 - Resultados consolidados para estimação equação 3 e 4.....	86
Tabela 23 - Resultados consolidados para estimação equação 5 e 6.....	87
Tabela 24 - Output stata: estimação equação 3, ano 2010.....	88
Tabela 25 - Output stata: estimação equação 3, ano 2011.....	88
Tabela 26 - Output stata: estimação equação 3, ano 2012.....	89
Tabela 27 - Output stata: estimação equação 3, ano 2013.....	89
Tabela 28 - Output stata: estimação equação 3, ano 2014.....	89
Tabela 29 - Output stata: estimação equação 3, ano 2015.....	90
Tabela 30 - Output stata: estimação equação 3, ano 2016.....	90
Tabela 31 - Output stata: estimação equação 3, ano 2017.....	90
Tabela 32 - Output stata: estimação equação 3, ano 2018.....	91
Tabela 33 - Output stata: estimação equação 4, ano 2010.....	91
Tabela 34 - Output stata: estimação equação 4, ano 2011.....	92
Tabela 35 - Output stata: estimação equação 4, ano 2012.....	92
Tabela 36 - Output stata: estimação equação 4, ano 2013.....	93
Tabela 37 - Output stata: estimação equação 4, ano 2014.....	93
Tabela 38 - Output stata: estimação equação 4, ano 2015.....	94
Tabela 39 - Output stata: estimação equação 4, ano 2016.....	94
Tabela 40 - Output stata: estimação equação 4, ano 2017.....	95
Tabela 41 - Output stata: estimação equação 4, ano 2018.....	95
Tabela 42 - Output stata: estimação equação 5, ano 2010.....	96
Tabela 43 - Output stata: estimação equação 5, ano 2011.....	96
Tabela 44 - Output stata: estimação equação 5, ano 2012.....	96
Tabela 45 - Output stata: estimação equação 5, ano 2013.....	97
Tabela 46 - Output stata: estimação equação 5, ano 2014.....	97
Tabela 47 - Output stata: estimação equação 5, ano 2015.....	98
Tabela 48 - Output stata: estimação equação 5, ano 2016.....	98
Tabela 49 - Output stata: estimação equação 5, ano 2017.....	99
Tabela 50 - Output stata: estimação equação 5, ano 2018.....	99
Tabela 51 - Output stata: estimação equação 6, ano 2010.....	99
Tabela 52 - Output stata: estimação equação 6, ano 2011.....	100
Tabela 53 - Output stata: estimação equação 6, ano 2012.....	101

Tabela 54 - Output stata: estimação equação 6, ano 2013.....	101
Tabela 55 - Output stata: estimação equação 6, ano 2014.....	102
Tabela 56 - Output stata: estimação equação 6, ano 2015.....	102
Tabela 57 - Output stata: estimação equação 6, ano 2016.....	103
Tabela 58 - Output stata: estimação equação 6, ano 2017.....	104
Tabela 59 - Output stata: estimação equação 6, ano 2018.....	104

Índice gráficos

Gráfico 1 - Evolução da % de indivíduos por nível de educação	39
Gráfico 2 - Evolução da proporção de diplomados STEM face a total do emprego por faixa etária	42
Gráfico 3 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas global.....	48
Gráfico 4 - Evolução da média ponderada do IRT por faixa etária para indivíduos com formação superior	49
Gráfico 5 - Evolução da média ponderada do IRT por faixa etária para indivíduos sem formação superior	49
Gráfico 6 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por região NUTS 2 para Portugal Continental.....	50
Gráfico 7 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por grau de qualificação .	51
Gráfico 8 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por grau de qualificação e área STEM vs Não-STEM.....	52
Gráfico 9 - Evolução do salário horário real de não graduados por faixa etária.....	55
Gráfico 10 - Evolução do salário horário real de graduados por faixa etária	56
Gráfico 11 - Evolução do salário horário real para profissões com IRT positivo (mais rotina nas profissões) e IRT negativo (menos rotina nas profissões).....	57
Gráfico 12 - Evolução do prémio salarial mestres VS licenciados e STEM VS não-STEM com variáveis de controlo base.....	59
Gráfico 13 - Evolução do prémio salarial mestres VS licenciados e STEM VS não-STEM com variáveis de controlo base e de controlo das características da empresa	59
Gráfico 14 - Evolução do prémio salarial por grupos que combinam mestre, STEM e IRT com variáveis de controlo base.....	61
Gráfico 15 - Evolução do prémio salarial por grupos que combinam mestre, STEM e IRT com variáveis de controlo base e controlo de características da empresa.....	61
Gráfico 16 - Variação da percentagem de emprego entre 2010 e 2018 em cada profissão a 2 dígitos.....	83
Gráfico 17 - Variação da percentagem de diplomados STEM por profissão a 2 dígitos entre 2010 e 2018	84

Lista Acrónimos

CAE – Classificação das Atividades Económicas

CNAEF – Classificação Nacional de Áreas de Educação e Formação

CPP – Classificação Portuguesa das Profissões

STEM – Science, Technology, Engineering and Mathematics

ISCED – International Standard Classification of Education

O*NET – Occupational Information Network

QP – Quadros de Pessoal

NUTS – Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

OLS – Ordinary Least Squares

VIF – Fator de Inflação de Variância

1. Introdução

Uma visão economicista dos indivíduos foi, durante muito tempo criticada, dado que a visão dos agentes como máquinas era inconcebível e ofensivo à luz ideológica da sociedade da época. Smith, 1776 ao considerar os indivíduos e suas capacidades como parte do capital de um país, aborda, ainda que subtilmente, aquilo que, séculos depois, se viria a chamar Capital Humano (G. S. Becker, 1992; Schultz, 1961). Durante anos, as críticas levantadas estimularam o conhecimento por parte de economistas conduzindo aquilo que hoje é comumente designado na literatura por Teoria do Capital Humano. Segundo esta teoria, o capital humano, à semelhança de qualquer outro tipo de capital, pode ser investido através de educação, formação e cuidados de saúde, de tal forma que os indivíduos decidem, racionalmente, a quantidade investida através de uma análise custo-benefício em que se espera que os custos líquidos atuais sejam superiores aos benefícios que se espera obter ao longo da vida. Desta forma, quer os indivíduos, quer os países beneficiam: se, por um lado, se espera que se obtenha mais rendimento, por outro permite o crescimento da produção de um país contribuindo para o seu desenvolvimento económico sustentável (G. S. Becker, 1992; Gary S. Becker, 1964).

Durante muito tempo, o capital humano era considerado uma variável stock e um produto homogêneo, em que a sua única diferenciação era dada pelo número de anos e grau de escolaridade. Por isso, os trabalhadores eram considerados substitutos perfeitos (Schultz, 1961), e portanto não haveria diferenças nos retornos a não ser que estivessem associadas aos diferentes níveis de educação dos indivíduos. No entanto, mais tarde, constata-se que o principal objetivo de investigadores mais recentes desta área passa a incidir sobre a heterogeneidade nos retornos entre os indivíduos com o mesmo nível de educação, sobretudo dos diplomados.

A globalização, a par do progresso tecnológico, o envelhecimento da população e a alteração do padrão de consumo e o foco na sustentabilidade e energias renováveis são alguns exemplos de importantes tendências que têm vindo a ser amplamente discutidas como elementos fundamentais da estrutura do mercado de trabalho e que a alteram, em particular, os retornos do trabalho (D. Autor et al., 2005; Balliester & Elsheikhi, 2018; CIPD, 2013; Dolphin, 2015; Esposito et al., 2017; McKinsey&Company, 2017a; OCDE, 2019; Smit et al., 2020). Vários autores concordam que, aparentemente, não haverá uma massiva

destruição de trabalho, no entanto, haverá significativas mudanças nas qualificações que serão exigidas, sobretudo ao nível das áreas.

Atualmente é cada vez mais unânime a ideia de que a globalização, as alterações tecnológicas e demográficas são as principais tendências que estão a desafiar a visão tradicional do mercado de trabalho. Com essas mesmas tendências surgem algumas disrupções e alterações nos padrões de consumo e de vida dos indivíduos que impactarão igualmente o futuro do trabalho. Perceber a influência de viver num mundo com cada vez menos fronteiras, com um acelerado crescimento das novas tecnologias, automação, robótica e inteligência artificial acompanhadas pelo envelhecimento da população começam a ser cada vez mais temáticas que obrigam a reflexão por parte de vários autores e decisores de política. É desta forma que o debate em torno do futuro do trabalho na literatura começa a surgir, questionando como, quando, onde, de que forma, qual a remuneração e distribuição do trabalho no futuro. No entanto, a premissa de que estas novas tendências exigem uma postura crítica e atenta por parte das instituições governamentais como forma de prever e antecipar eventuais cenários futuros começa a tornar-se uma necessidade como forma de evitar consequências indesejáveis que estas tendências podem trazer (CIPD, 2013, 2020; Dolphin, 2015; EPSC, 2019; Harris et al., 2016; IOE, 2017; OCDE, 2017; PwC, 2018; Smit et al., 2020).

Recentemente, tem-se prestado particular atenção ao impacto da automação das profissões na estrutura do emprego. Diversos autores concordam que a automação provoca diferentes impactos, de acordo com o tipo de tarefas e o tipo de ocupações, o que acabará por ter efeitos na procura e retorno das áreas de conhecimento associadas a essas ocupações.

Perante essas diferenças e a escassez da abordagem desta temática na literatura, o principal objetivo desta dissertação é o de analisar o impacto da automação, medido através do índice de rotinização das tarefas, no emprego, em particular no prémio salarial de indivíduos com formação STEM. De forma geral, pretende-se assim dar um importante contributo para a escassa investigação que tem vindo a ser desenvolvida na ligação entre estas duas temáticas: tecnologia e carreiras STEM. A estimação destes retornos permite assim por um lado avaliar a possibilidade de desigualdades associadas ao nível de rotinização de determinadas ocupações, e por outro, levantar novas questões para o debate em torno desta temática. Se, por um lado, o retorno das áreas STEM tem vindo a registar-se na literatura como crescente, por outro, a automação pode desempenhar um papel fundamental

nesse crescimento ao funcionar como potencial efeito complementar entre as necessidades tecnológicas das organizações e as competências que indivíduos STEM apresentam e são fundamentais no desenvolvimento, produção, implementação e reparação dessas tecnologias. Para tal, primeiramente, descrever-se-á as principais tendências de áreas de graduação para o período em análise, seguindo-se posteriormente uma caracterização do emprego em Portugal Continental. De seguida, é feita uma caracterização do emprego á luz do índice de rotinização das tarefas determinado. Por fim, é desenvolvida e analisada a estimação dos prémios salariais de diferentes categorias de acordo com o seu nível de formação (mestres vs licenciados), área de formação (STEM vs não-STEM) e ainda o grau de rotinização das ocupações (alto vs baixo), com o intuito de avaliar possíveis efeitos da rotina de determinadas profissões no prémio salarial dos indivíduos com formação STEM.

A escassez da ligação na literatura entre conceitos como tecnologia, áreas STEM e o seu impacto nos prémios salariais foi a principal motivação do desenvolvimento deste estudo. Trata-se de um estudo inovador e importante, na medida em que, estando a tecnologia a ganhar cada vez mais espaço nas diferentes economias, surge a necessidade de os decisores de política pública definirem mecanismos e instrumentos apropriados que permitam o equilíbrio do mercado. Essa escassez é, por isso, algo ainda pouco estudado e feito de forma muito pontual por alguns autores. Isto justifica a relevância deste estudo no sentido de desenvolver um contributo importante para esta temática abrindo horizontes para a realização de estudos futuros.

Posto isto, este trabalho tem como principal objetivo o de analisar as diferenças nos prémios salariais dos indivíduos STEM e não-STEM, mestres ou licenciados, em profissões com maior ou menor rotina. Este estudo baseia-se na análise dos dados dos Quadros de Pessoal relativos a 2010-2018, sendo esta uma base de dados com informações relativas ao mercado de trabalho em Portugal. Para além disso, para a construção do índice de rotinização das tarefas são ainda usadas algumas variáveis da base de dados O*NET.

Assim sendo, depois de elaborada uma Revisão da Literatura sobre as principais tendências transformadoras do mercado de trabalho, surge uma reflexão com especial foco nos efeitos da tecnologia nos indivíduos, organizações e instituições, e a heterogeneidade dos retornos salariais por área de conhecimento. Para além disso, são apontados alguns dos diferentes efeitos que a tecnologia tem produzido ao longo do tempo nas diferentes economias. Em seguida e, depois de abordadas algumas questões metodológicas, descrição

dos dados usados e dos modelos estimados nos capítulos 3 e 4, no capítulo 5 são discutidos os resultados. Estes resultados sugerem uma valorização da formação STEM em ocupações de mais rotina e de menos rotina (para o mesmo grau de qualificação) que é retratada pelo aumento do prémio salarial desses grupos. Esse aumento, sugere, por sua vez, uma potencial complementaridade entre indivíduos com formação STEM quando a rotinização das profissões é maior, dado que indivíduos com formação STEM possuem competências complementares à própria tecnologia. Por fim, termina com as conclusões, apresentadas no capítulo 6, acompanhadas das limitações e sugestões de investigação futura que realçam a importância e o contributo deste estudo numa temática que permite aos decisores de política pública olhar com seriedade para as desigualdades que a introdução das tecnologias no mercado de trabalho desenvolve, reforçando o seu papel no seu combate através do desenvolvimento de mecanismos de ajustamento corretos e eficazes.

2. Revisão da Literatura

2.1 Educação mais Trabalho: Retornos do Investimento em Capital Humano

Trabalho e Capital Humano são hoje conceitos amplamente discutidos e estudados, no entanto, a realidade é que a ligação entre estas duas importantes definições nem sempre foi vista como hoje a conhecemos. Durante anos a população e sociedade em geral ofereceu resistência a uma perspectiva capitalista do ser humano. A relação até então entre capital, salários, trabalho, produtividade estava envolta em controvérsia, mas era sobretudo insatisfatória na explicação de fenômenos que os países enfrentavam (Fisher, 1896; Schultz, 1961). Foram vários os anos em que o debate em torno do conceito de Capital Humano se manteve aceso até chegar a uma definição tal como hoje a conhecemos - o conjunto de capacidades produtivas (conhecimentos, talentos, skills, saúde) possuídas por um indivíduo ou sociedade (Becker, 1962, 1992, 1994; Kiker, 1966; Krasniqi & Topxhiu, 2016; Schultz, 1961). Mas foi graças à formalização do conceito de Capital Humano que passa a ser aceite a premissa de que a educação é imprescindível no contexto económico dos países, sobretudo aos níveis da produtividade, oficializando-se assim, graças ao contributo de diversos autores, a Teoria do Capital Humano. Segundo esta teoria os investimentos em Capital Humano que incluem os gastos em saúde, educação, formação e outras atividades permitem aumentar a produtividade das suas capacidades, sendo por isso atrativo quer para os indivíduos quer para a sociedade e governo. Os primeiros, porque o aumento do investimento em Capital Humano conduz a aumentos na produtividade das suas capacidades que se refletem em aumentos nos ganhos ao longo do seu ciclo de vida (Becker, 1994; Denison, 1962; Paulsen, 1996). Os segundos porque, ao expandir e aumentar as capacidades e produtividade dos indivíduos permite melhorar os níveis de produção nacional, regional e local (W. Becker et al., 1993; Denison, 1962; Romer, 1985, 1990).

Aos dias de hoje, é consensual a ideia de que altos níveis de educação contribuem quer para a produtividade individual quer para o crescimento económico, como resultado do aumento da produtividade do trabalho (G. S. Becker, 1962; Romer, 1990; Katz et al., 2018;). Em particular, os níveis de educação têm um impacto nos *outcomes* do mercado de trabalho e no crescimento económico dos países. E é assim, que se estabelece uma relação entre educação e trabalho, na medida em que da decisão individual do investimento em educação resulta uma taxa de retorno interna e social (Asker et al., 2001; Cruz, 2013; Moretti, 2006; Portugal, 2004; Psacharopoulos & Patrinos, 2018; Rosen, 1976).

O modelo de investimento em educação, sugere que, regra geral, o investimento valerá a pena sempre que a taxa de retorno interna exceder a taxa de juro que vigorar no mercado ou, por outras palavras, sempre que os benefícios marginais do investimento excedam os custos marginais (Becker, 1964; Psacharopoulos & Patrinos, 2018; Rosen, 1976). Tais retornos, crescentes mas a taxa decrescente, provocam mudanças no mercado de trabalho alterando a procura por níveis de educação, e consequentemente com implicações ao nível da oferta de trabalho (Asker et al., 2001).

Os Estados Unidos da América foram pioneiros na descoberta e aplicação da ligação entre níveis de educação da sua população e respetiva produtividade, o que lhe confere atualmente vantagens competitivas na inovação e um crescimento económico sustentado. Foi esta ligação, que no final do século 20 – o século do Capital Humano –, fez com que muitos países olhassem para a importância dos níveis de escolaridade e da necessidade do investimento em educação. Katz et al., 2008 acrescentam ainda que uma população mais instruída e com mais qualificações torna a força de trabalho mais eficiente, mas também mais apta e disponível para se adaptar a vários fatores de mudança, como o caso do surgimento das novas tecnologias, globalização e outras tendências recentemente verificadas em grande parte dos países (McKinsey&Company, 2017b; Smit et al., 2020)

Ao contrário da realidade americana, até 1980, Portugal apresentava baixos valores nos indicadores médios de escolaridade o que se repercutiu numa oferta de trabalhadores menos qualificados não acompanhando choques de progresso tecnológico para captar potenciais benefícios que daí poderiam surgir. No entanto, nas últimas décadas do século 20, Portugal assistiu a um crescimento nos níveis médios de escolaridade, refletindo a necessidade de convergência com a média dos países mais desenvolvidos (EPSC, 2019; Smit et al., 2020).

A expansão da massificação dos níveis de educação parece agora levantar novos desafios a par das mudanças e tendências globais que os países têm vindo a registar. Se por um lado são vários os fatores que influenciam e alteram a dinâmica da oferta de trabalho, existem também diversas variáveis que introduzem flutuações na procura de trabalho, e que constituem verdadeiros desafios para a força de trabalho, organizações e instituições governamentais. E é o ajuste entre os padrões de oferta e procura a que as tendências recentes obrigam, que levantam questões e discussões cruciais ao nível do desemprego, desigualdades e desajustamentos e que assim reacendem o debate sobre o mercado de trabalho,

particularmente sobre o futuro do trabalho (Acemoglu & Autor, 2017; Alves et al., 2010; D. H. Autor, 2007; Figueiredo et al., 2013; Katz et al., 2008; Portugal, 2004; Traça, 2002).

Os retornos provenientes do investimento em educação têm vindo a ser amplamente estudados e discutidos por diversos autores e nos seus mais diversos contextos: género (como por exemplo foi feito em Daoud, 2005), o tipo da instituição de ensino, pública ou privada, (estudado por Asadullah, 2009; Webber, 2014a), qualidade do local de ensino (verificado em Brewer & Ronald, 1996), ou até mesmo as diferenças associadas às questões raciais e outras características individuais (como por exemplo Zhang, 2008 analisa). São várias as questões que continuam a ser levantadas, e são elas que continuam a fornecer contributos de relevância que permitem aos indivíduos e decisores de políticas tomar decisões devidamente informadas (Psacharopoulos & Patrinos, 2018).

Recentemente tem-se prestado particular atenção às desigualdades ao nível dos diplomados, tendo-se verificado por diversos autores heterogeneidade nos retornos ao nível das áreas de conhecimento. Acima de tudo, vários autores constataam um aumento dos retornos salariais nas áreas STEM (Ciência, Tecnologia, Engenharia e Matemática) e nas áreas de Gestão, Economia e Finanças, de tal forma que o mercado de trabalho tem vindo a valorizar mais certas áreas do que outras (Altonji et al., 2014; Kim et al., 2015; Webber, 2014b, 2014a).

Uma das consequências do envelhecimento populacional das economias mais avançadas, será a procura por cuidados de saúde. Leighton & Speer, 2020 usa uma abordagem que lhes permite concluir que áreas mais específicas (educação, saúde) apresentam prémios salariais maiores que áreas gerais (filosofia, psicologia, música). Embora parece ser convergente que os retornos associados às áreas das Artes e Humanidades sejam inferiores face a outras áreas (Altonji et al., 2014; Kim et al., 2015; Webber, 2014b, 2014a)(Kim et al., 2015), a verdade é que Nussbaum, 2010 sublinha a importância destas áreas de conhecimento sobretudo como importantes para assegurar uma democracia saudável e qualidade de vida dos cidadãos, criticando o sub-investimento nestas áreas por parte dos países dado serem áreas consideradas pouco lucrativas.

Um exemplo de que as tendências recentes do mercado de trabalho não impactam todos de igual forma, é o facto, também já verificado em Portugal, de se assistir a uma crescente polarização da distribuição, quer das qualificações, quer dos salários, que provoca uma erosão da zona mediana da distribuição. Ou seja, indivíduos com valores medianos de

salários e qualificações tipicamente associados a ocupações de linhas de produção, administrativos – que envolvem tarefas rotineiras - e cujo constante progresso tecnológico tem vindo a ser uma ameaça, têm vindo a ser mais prejudicados pela automação, inteligência artificial e robótica. (D. H. Autor, 2019; D. H. Autor et al., 2003; Fonseca et al., 2018; Goos et al., 2011). Desta forma, os efeitos serão diferentes mediante a estrutura setorial dos países, e mesmo ao nível dos graduados as diferenças poderão ser sentidas dado que poderá haver crescimento da procura de determinadas ocupações.

2.2 Tendências transformadoras do mercado de trabalho

O mercado de trabalho existe há mais de dois séculos. Este mecanismo essencial para as economias dos países evoluiu e adaptou-se às tendências ao longo do tempo. O modelo empregador-empregado que hoje conhecemos, nasce com a Revolução Industrial, mas há consenso na ideia de que terá os seus dias contados, podendo estar a voltar-se para uma lógica mais flexível e autónoma. Atualmente é cada vez mais unânime a ideia de que a globalização, as alterações tecnológicas e demográficas são as principais tendências que estão a desafiar a visão tradicional do mercado de trabalho. Com essas mesmas tendências surgem algumas disrupções e alterações nos padrões de consumo e de vida dos indivíduos que impactarão igualmente o futuro do trabalho. Perceber a influência de viver num mundo com cada vez menos fronteiras, com um acelerado crescimento das novas tecnologias, automação, robótica e inteligência artificial acompanhadas com o envelhecimento da população começam a ser cada vez mais temáticas que obrigam a reflexão por parte de vários autores e decisores de política. É desta forma que o debate em torno do futuro do trabalho na literatura começa a surgir, questionando como, quando, onde, de que forma, qual a remuneração e distribuição do trabalho no futuro. No entanto, a premissa de que estas novas tendências exigem uma postura crítica e atenta por parte das instituições governamentais como forma de prever e antecipar eventuais cenários futuros começa a tornar-se uma necessidade como forma de evitar consequências indesejáveis que estas tendências podem trazer (CIPD, 2013, 2020; Dolphin, 2015; EPSC, 2019; Harris et al., 2016; IOE, 2017; OCDE, 2017; PwC, 2018; Smit et al., 2020).

2.2.1 Globalização

A globalização tem surgido como uma das principais tendências com efeitos diretos nos mercados de trabalho, tornado estrutura do mercado de trabalho mais flexível e móvel (D. H. Autor, 2007; Dolphin, 2015; Karoly & Panis, 2017; Pham & Jackson, 2020; Traça,

2002). No entanto, a globalização tem permitido rápida divulgação e absorção da informação e tecnologias de comunicação nos locais de trabalho pelo que, progresso tecnológico e globalização tiveram sempre caminhos paralelos sendo difícil analisar os seus efeitos individuais no futuro do trabalho (CIPD, 2013; EPSC, 2019; OCDE, 2019).

Uma economia mundial cada vez mais integrada através do comércio internacional e respetivos mercados de produto, serviço, financiamento e tecnologia impacta mercados de trabalho na medida que tem promovido especialização da forma e do que é produzido acarretando consequências para o tipo de ocupações que serão criados em determinadas economias (Károlyy & Panis, 2017; OCDE, 2019). Um claro exemplo dessa realidade sustentado em OCDE, 2019 onde se sublinha que 42% dos empregos da OCDE no setor da gestão e finanças foram sustentados por consumidores estrangeiros.

A terciarização de tarefas, consequência da globalização, aumentou concorrência tornando a procura e oferta de trabalho globais (OCDE, 2017). Tudo isso tem vindo a tornar a atração e retenção de talentos mais competitiva, criando plataformas que conectam indivíduos e empresas numa perspetiva mais global – a economia plataforma (EPSC, 2019; IOE, 2017; OCDE, 2019; Pham & Jackson, 2020). Segundo Balliester & Elsheikhi, 2018; EPSC, 2019; Smit et al., 2020, essa tendência já se tem verificado na União Europeia visível no fenómeno frequentemente designado de “fuga de cérebros” onde se verifica um aumento da mobilidade de mão de obra mais qualificada e mais bem paga. Ao tornar a concorrência por recursos humanos mais competitiva e a globalização acaba por funcionar igualmente como catalisador para formas não padronizadas de trabalho e mais flexíveis como por exemplo o caso dos contratos temporários, part-time e autoemprego que se desviam da forma tradicional de emprego a tempo inteiro em que há relação exclusiva entre indivíduo e organização, e que por isso têm desafiado a forma tradicional de “um emprego para a vida toda” (EPSC, 2019; ESPAS, 2018; Harris et al., 2016; IOE, 2017; OCDE, 2019). O crescimento deste tipo de contratos é sobretudo pronunciado em economias avançadas e também bastante notória em vários países da OCDE (Balliester & Elsheikhi, 2018; ESPAS, 2018; OCDE, 2019). No entanto, diversos autores levantam um conjunto de outras questões associadas ao crescimento deste tipo de contratos, nomeadamente no que diz respeito a proteção social. De forma geral são contratos associados a reduzidos benefícios sociais, salários mais baixos, tendência para menos investimento na formação ao longo da vida e diminuição do poder de negociação dos trabalhadores contribuindo para a diminuição da

qualidade desse tipo de contratos (Balliester & Elsheikhi, 2018; Deloitte, 2016; EPSC, 2019; Harris et al., 2016; IOE, 2017; OCDE, 2019).

Se por um lado a concorrência global é vista como uma forma de aumentar a flexibilidade do mercado de trabalho, por outro tem vindo cada vez mais a ser apontada como fonte de aumento de desigualdades salariais quer para países desenvolvidos, quer para os em desenvolvimento. Alguns autores acreditam que os ganhos de produtividade têm sido alocados desproporcionalmente para trabalhadores com mais qualificados, deixando de lado os menos qualificados o que pode levar a uma depressão dos trabalhadores com qualificações baixas. Resultado são movimentos populistas a ganhar força nos últimos anos aumentando o medo de um período de des-globalização e re-shoring afetando sobretudo empregos da área da manufatura e produção (Balliester & Elsheikhi, 2018; UKCES, 2014). Assim sendo, e de uma forma global, essa competição pelo talento gerou desigualdades na medida que contribui para salários mais altos e retornos maiores para força de trabalho mais qualificadas (ESPAS, 2018; Katz et al., 2008; McKinsey&Company, 2018a).

Segundo OCDE, 2019, a globalização pode gerar dois efeitos na qualidade dos empregos: positivo no sentido de que permite “exportar” melhores condições de trabalho e negativo no sentido de que as empresas podem usar as suas cadeias de valor globais para descartar trabalhadores de países de altos rendimentos e mover produção para onde os padrões de trabalho são mais baixos, com menos regulamentação e portanto mais precários o que parece ter provocado uma “corrida para o fundo” em termos de padrões e qualidade de emprego.

OCDE, 2019 sublinha a importância do crescimento de trabalhadores situados na chamada “zona cinzenta” (entre contrato de trabalho padrão e contrato não-padrão: relações de emprego triangulares) e que exige olhar atento sobretudo clarificar deveres e responsabilidades, direitos e benefícios.

O impacto da globalização é sobretudo pronunciado nas áreas de negócios, gestão e finanças, exigidas essencialmente para tornar empresas competitivas num contexto globalizado em termos de mercados de produto, serviço, tecnologia, financiamento e talento. Portanto, os principais desafios empresariais vão de encontro com a necessidade de reforçar a capacidade de adaptação cultural da força de trabalho que se torna cada vez mais diversificada em termos de raça, etnia, tipos de contratos de trabalho exigindo gestão de projetos e indivíduos a escala global (UKCES, 2014). Uma análise paralela mostra uma

tendência para aumentos dos retornos dessas mesmas áreas (Altonji et al., 2012; Leighton & Speer, 2020; Psacharopoulos & Patrinos, 2018; Webber, 2014b, 2014a).

2.2.2 Tecnologia

As alterações tecnológicas parecem ser um dos principais e consensuais eixos de mudança do futuro dos mercados de trabalho em todos os países. Historicamente, o progresso tecnológico tem contribuído para melhorias na produtividade ao permitir a especialização do trabalho e substituição de tarefas mais entediantes, perigosas e rotineiras por máquinas. A agricultura, por exemplo, foi um dos setores a beneficiar significativamente da introdução de máquinas na execução das tarefas. A 1ª e a 2ª Revolução Industrial no século 19 e 20 são também exemplos que traduzem uma época marcada pela introdução de tecnologias em diversos setores que, conseqüentemente levou a impactos significativos nos mercados de trabalho. Durante estas revoluções assiste-se essencialmente a uma procura por trabalho menos qualificado e a um incentivo para a adoção de uma abordagem taylorista¹ por parte das organizações onde os trabalhadores se concentravam em tarefas rotineiras e altamente repetitivas. Esta fase ficou marcada por uma grande expansão dos empregos que ocupam a zona mediana da distribuição salarial, e melhorias no rendimento conduziram a significativas melhorias dos níveis de educação. Tal fenómeno leva a considerar unanimemente que as alterações tecnológicas se tornaram *skill biased*. A principal diferença entre avanços tecnológicos anteriores e os mais recentes reside essencialmente na velocidade e intensidade da transformação possibilitada pelas novas capacidades resultantes de progressos tecnológicos mais recentes, caracterizando-se por serem cada vez mais disruptivas (Acemoglu & Autor, 2017; Brynjolfsson & McAfee, 2014; Ernst et al., 2019; IOE, 2017; Katz et al., 2008; Miller, 1964; OCDE, 2019; Tufano et al., 2018).

Alves et al., 2010 mostram que no início da década de 80, os níveis de educação da população portuguesa eram muito baixos com cerca de 80% da força de trabalho a ter um máximo de 6 anos de escolaridade. Apesar dos esforços que se assistiram nas décadas seguintes e que contribuíram para melhorar significativamente os níveis de escolaridade da população portuguesa, a verdade é que continuavam relativamente baixos face à realidade americana que era a referência secular em termos de níveis de escolaridade (Katz et al.,

¹ Sistema de gestão do trabalho, desenvolvido no séc. XIX caracterizado por um controlo da linha de produção com especial foco nas tarefas (maioritariamente repetitivas) desenvolvidas pelos operários com objetivo de aumentar a eficiência ao nível operacional.

2008). Portugal tinha em 2007 apenas 27% da força de trabalho com ensino secundário completo comparado com os 70% que era média da OCDE (Alves et al., 2010).

O estudos dos efeitos da tecnologia nos mercados de trabalho, obriga a uma clarificação da categorização das tarefas, que segundo D. H. Autor, 2010; D. H. Autor et al., 2003; Goos et al., 2011 podem ser classificadas em tarefas rotineiras que complementam atividades automatizadas e caracterizadas pela repetição e portanto facilmente codificáveis através de instruções sequenciais claras e bem definidas, e tarefas não rotineiras que podem ser abstratas (que exigem *skills* de intuição, resolução de problemas, criatividade, persuasão) e manuais/serviços (que requerem capacidade de reconhecimento da situação e capacidade de adaptação).

As alterações tecnológicas têm um impacto direto na quantidade de empregos disponíveis na economia. No debate em torno desta questão concorda-se que, à semelhança do que aconteceu no passado, o progresso tecnológico irá alterar a natureza e composição das profissões, podendo eliminar empregos, mas certamente criando novos. No entanto a intensidade desse impacto variará de país para país e, portanto, os resultados relativamente à capacidade dos empregos estarem sujeitos ao progresso tecnológico são heterogêneos tal como se pode verificar na Tabela 1.

Tabela 1 - O impacto do progresso tecnológico por diferentes autores

Referência	Impacto do progresso tecnológico
(OCDE, 2019)	14% dos empregos estarão em risco de automação, sendo provavelmente o setor industrial o mais afetado, e cerca de 34% dos empregos serão parcialmente afetados;
(McKinsey&Company, 2017b)	Prevê que 47% dos empregos nos EUA estejam em risco de automação;
(McKinsey&Company, 2017a)	Análise a 46 países que representam 90% do PIB global prevê que cerca de 50% das atividades correntes podem ser tecnicamente automatizadas adotando as tecnologias atuais, prevendo que cerca de 8 a 9% da procura de trabalho em 2030 seja de novos tipos de trabalho que não existem ainda;
(Balliester & Elsheikhi, 2018)	Prevê-se que, em termos globais, a automação possa afetar aproximadamente 49% dos empregos o correspondente a 12,7 mil milhões de salários;
(Frey & Osborne, 2017)	Usa um modelo de estimação de probabilidade de computadorização para 702 profissões e conclui que empregos diretamente relacionados com

	áreas STEM, gestão e finanças, educação e cuidados de saúde têm pouca suscetibilidade de serem automatizadas integralmente;
(Smit et al., 2020)	Prevêm que embora 22% das atividades da força de trabalho da União Europeia podem ser automatizadas até 2030, cenários sugerem que novos empregos criados compensarão declínio total ou parcial dos empregos relacionados com a automação;
(Harris et al., 2016)	Prevêm que 22% das atividades da força de trabalho da UE, o correspondente a 53 milhões de empregos, podem ser automatizados até 2030.

Fonte: elaboração própria

Vários autores (como por exemplo ESPAS, 2018; McKinsey&Company, 2017a; OCDE, 2017) concordam que impacto do progresso tecnológico variará com o tipo de economia. De tal forma que, impacto das novas tecnologias no emprego será menor em economias emergentes do que em economias avançadas. Por outro lado, pode impactar economias emergentes no sentido de que oferecem vantagem competitiva com menor custo de mão de obra, pelo que se automação tornar os países desenvolvidos menos dependentes dessa força de trabalho perdem a capacidade de competir no mercado global.

No entanto, parece haver consenso em afirmar que sucessivos progressos tecnológicos têm provocado, em várias economias mais desenvolvidas (Europa e Estados Unidos da América, por exemplo), uma queda nos empregos que exigem níveis de qualificações medianos e de empregos que ocupam a zona mediana na distribuição salarial um fenómeno designado por polarização do mercado de trabalho (Acemoglu & Autor, 2011; D. H. Autor, 2007, 2019; D. H. Autor et al., 2006; CIPD, 2013, 2020; Dolphin, 2015; EPSC, 2019; ESPAS, 2018; Goos et al., 2009; IOE, 2017; Karoly & Panis, 2017; McKinsey&Company, 2017a, 2018b; OCDE, 2017, 2019; Tufano et al., 2018; vom Lehn, 2020). Em vários estudos, como por exemplo Acemoglu & Autor, 2011; Fonseca et al., 2018; Goos et al., 2009, Portugal surge como exemplo onde a percentagem de empregos com qualificações superiores e inferiores aumentou menos relativamente aos aumentos de ocupações que exigem qualificações médias, no entanto a tendência tem-se verificado desde 1990. Ou seja, embora os efeitos do fenómeno de polarização ainda não se tenham feito sentir de forma significativa, não deixa de ser uma tendência visível.

A hipótese comumente associada a polarização do emprego é a de que o progresso tecnológico tem diminuído o preço das máquinas que são substitutas das ocupações de qualificação média e baixa e associadas a tarefas mais rotineiras e complementares das ocupações de qualificações mais altas e baixas mais cognitivas e menos rotineiras (Acemoglu & Autor, 2011; vom Lehn, 2020). Essa hipótese, denominada de hipótese da rotinização, tem ganho espaço na explicação da polarização na Europa, sugerindo que o efeito do progresso tecnológico é o de substituir o trabalho rotineiro que normalmente se encontra na zona mediana da distribuição quer de qualificações, quer de remuneração. Uma possível explicação apontada para consequências ao nível de emprego é a de que várias ocupações que se encontram nas zonas medianas da distribuição salarial e da distribuição das qualificações são facilmente automatizáveis dado envolverem um conjunto de tarefas facilmente codificáveis, sequenciais e portanto, facilmente reproduzidas por máquinas (Acemoglu & Autor, 2011; IOE, 2017; vom Lehn, 2020).

Há, então, uma ligação entre polarização e desigualdades salariais em vários níveis. Por exemplo, poderá haver aumentos na procura no emprego tipicamente associado ao género feminino dado serem ocupações onde ela estão sobre representadas, como por exemplo no setor da saúde e serviços, e aumentos de profissões que funcionam como complemento á tecnologia como o caso da engenharia, tecnologias da informação e comunicação, levando a uma heterogeneidade nos prémios salariais em diferentes ocupações (Acemoglu & Autor, 2011; Altonji et al., 2012; D. H. Autor, 2010, 2019; D. H. Autor et al., 2006; Balliester & Elsheikhi, 2018; Ernst et al., 2019; Goos et al., 2009; Harris et al., 2016; Karoly & Panis, 2017; OCDE, 2017, 2019).

Desta forma, o progresso tecnológico pode refletir uma maior procura por qualificações nas áreas STEM, gestão, economia e finanças para ajudar a construir um novo ecossistema tecnológico e gerir novos modelos de negócios. Além disso, a automação está a traduzir-se numa mudança para setores intensivos em conhecimento como a educação, tecnologia da informação e comunicação TIC), profissionais de “colarinho-branco” (engenheiros e cientistas), saúde, serviços, construção e também setor artístico (artistas, performers...). É consistente a ideia de que o progresso tecnológico estimula e aumenta o peso das tarefas cognitivas em relação à procura de competências físicas ou cognitivas menos complexas (isto é, substitui ocupações que exigem Capital Humano Geral). Desta forma, refletir-se-á numa maior necessidade de trabalhadores qualificados para criar, gerir

analisar, solucionar e reparar a própria tecnologia (exemplo, técnicos e engenheiros de software e TIC), acompanhado por redução da procura de trabalhadores menos qualificados que desempenham tarefas rotineiras e altamente repetitivas (administrativos, operadores de linha de produção, vendas e atendimento ao público para check-outs e pagamentos simples, por exemplo). De forma geral, aumentará procura dos empregos onde as máquinas não são, até à data, considerados substitutos perfeitos ou imperfeitos, isto é, empregos que exigem criatividade, comunicação, persuasão, pensamento crítico, empatia e se realizam em ambientes mais imprevisíveis (Balliester & Elsheikhi, 2018; Deloitte, 2016; Dolphin, 2015; Harris et al., 2016; IOE, 2017; McKinsey&Company, 2017a, 2018a; PwC, 2018). No entanto, McKinsey&Company, 2017a aponta que uma possível razão para crescimento da procura de ocupações de baixas qualificações é o facto de que para além de serem difíceis de automatizar, estão também associadas a baixos salários tornando o investimento em novas tecnologias menos atrativo.

2.2.3 Alterações demográficas

As alterações demográficas dizem respeito a alterações no tamanho, distribuição e perfil de idades da população mundial. Alterações essas que são visíveis, com muito poucas exceções regionais, devido a crescimento da longevidade e baixas taxas de natalidade (Balliester & Elsheikhi, 2018; CIPD, 2019, 2020; Deloitte, 2016; EPSC, 2019; Karoly & Panis, 2017; McKinsey&Company, 2017a; PwC, 2018; Shultz & Adams, 2007; UKCES, 2014). Embora a União Europeia represente um exemplo de região onde população está a envelhecer. Em Balliester & Elsheikhi, 2018; CIPD, 2013; EPSC, 2019; OCDE, 2017, 2019; Smit et al., 2020, tem-se verificado uma tendência de crescimento populacional global devido a contribuições das taxas de natalidade de economias menos desenvolvidas (Dolphin, 2015; ESPAS, 2018; PwC, 2018).

No entanto, uma das tendências mais preocupantes reflete o envelhecimento populacional que muitas economias desenvolvidas apresentam. Este, á luz de (IOE, 2017; OCDE, 2019) pode gerar por um lado escassez de mão de obra qualificada, à medida que força de trabalho envelhece e, por outro, uma mudança nos padrões de consumo. Na verdade, o envelhecimento da população significa que um menor número de trabalhadores (diminuição da população ativa) terá que cuidar e suportar população mais velha, isto é, o índice de dependência aumenta o que conseqüentemente provoca um aumento da procura por mais trabalhos qualificados na área da saúde como médicos, enfermeiros, mas também

menos qualificados como é o caso dos auxiliares de saúde. E é desta forma que a par do envelhecimento populacional muitos autores devem que poderá haver mudança no padrão de consumo: de bens transacionáveis e duráveis (ex: carros) para serviços (ex: saúde) (Balliester & Elsheikhi, 2018; Dolphin, 2015; ESPAS, 2018; Harris et al., 2016; IOE, 2017; McKinsey&Company, 2017a; OCDE, 2017, 2019; Shultz & Adams, 2007; UKCES, 2014).

Esta última tendência de crescimento de setores dos serviços é verificada por Fonseca et al., 2018 para Portugal onde se regista um aumento do emprego e ocupações “mais cognitivas” que envolvem tarefas abstratas e cujo prémio salarial associado a essas ocupações tem vindo a aumentar. Leighton & Speer, 2020 verifica igualmente um crescimento do prémio salarial em áreas com qualificações específicas como o caso da saúde. Na verdade, muitas destas ocupações retratam empregos com baixo risco de automação dado serem ocupações que envolvem competências dificilmente automatizadas (Tufano et al., 2018).

Uma outra ideia que tem ganho cada vez mais espaço na literatura é a de que a preocupação crescente com escassez de recursos tem alavancado um foco nas questões relacionadas com a sustentabilidade que pode estar associada ao crescimento dos chamados “green jobs” (CIPD, 2020; ESPAS, 2018; PwC, 2018; Smit et al., 2020; UKCES, 2014). Uma nova mentalidade tem desafiado o padrão de consumo atual que pode gerar um crescimento das ocupações nos setores das energias renováveis, apelando por novos designs de produto, gestão de desperdício, novos processos de engenharia. Consequentemente, provocará uma diminuição do número de empregos dos setores intensivos em energia, sobretudo setores de energias não renováveis (Balliester & Elsheikhi, 2018; Consoli et al., 2015; Esposito et al., 2017; McKinsey&Company, 2017a; OCDE, 2019; PwC, 2018; UKCES, 2014). Os “green jobs”, segundo Consoli et al., 2015; Esposito et al., 2017 estão associados a níveis de qualificação mais elevados, que envolvem um conjunto de tarefas mais abstratas.

2.3. Impacto das tendências (nos indivíduos, organizações/empresas e instituições governamentais)

As tendências anteriormente descritas têm impactos em três vetores essenciais: nos indivíduos, organizações e instituições governamentais sendo convergente a ideia de que é necessário o envolvimento e complementaridade de todos eles para dar resposta aos desafios que poderão surgir. Uma das principais ideias sublinhadas por diversas referências (por

exemplo ESPAS, 2018; IOE, 2017; OCDE, 2017; PwC, 2018) é a capacidade de flexibilidade de todos, isto é, a importância de equacionar diferentes cenários possíveis tendo em conta a evolução das diversas tendências para que a atuação seja imediata e eficaz através de ferramentas, políticas e regulamentações devidamente ajustadas.

O envelhecimento populacional e o aumento do rácio de dependência de idosos face ao total de população ativa coloca sérios desafios á sustentabilidade dos próprios modelos de pensões na Europa (Balliester & Elsheikhi, 2018; Dolphin, 2015; EPSC, 2019; Ernst et al., 2019; ESPAS, 2018; IOE, 2017; OCDE, 2017).

Se por um lado crescimento de formas não padronizadas de emprego contribuem para melhor equilíbrio lazer-trabalho, por outro lado está também associado a menos benefícios sociais, menos segurança no emprego e conseqüentemente mais precariedade (OCDE, 2017). As novas políticas de trabalho devem ser adequadas a esta crescente tendência de formas de trabalho não padronizadas para garantir direitos e deveres, bem como benefícios e responsabilidades quer dos empregados, quer dos empregadores (EPSC, 2019; IOE, 2017; OCDE, 2019).

A implementação de tecnologia continua a levantar questões relacionadas com a privacidade de dados, como por exemplo, a gestão de algoritmos que monitorizam produtividade e consumos, podendo refletir um atraso no processo de implementação tecnológica em diversas economias (EPSC, 2019; Ernst et al., 2019; IOE, 2017).

Em termos organizacionais começa a tornar-se imperativo um novo mindset marcado pela cooperação, coordenação e flexibilidade das empresas no mercado substituindo o modelo convencional de concorrência (Zineldin, 2004). Em paralelo o foco passará também pela adequação de políticas de recursos humanos a uma força de trabalho cada vez mais diversificada, digital e global (CIPD, 2013; Deloitte, 2016; EPSC, 2019; IOE, 2017; PwC, 2018; Smit et al., 2020; Tufano et al., 2018). Estas novas políticas de recursos humanos exigirão novos modelos de gestão de talento que permitam incluir mercados de trabalho multigeracionais e culturais que exigem flexibilidade das empresas mas também dos indivíduos em termos de horário e local de trabalho (Dolphin, 2015; EPSC, 2019; IOE, 2017; McKinsey&Company, 2018a; PwC, 2012). As empresas devem ser responsáveis por promover estruturas cada vez mais flexíveis e descentralizadas com um foco numa filosofia *agile* dado que estruturas organizacionais tradicionais começam a tornar-se obsoletas. Para além disso, o futuro do trabalho sugere ainda a substituição de divisões e hierarquias

empresariais pela cooperação com equipas virtuais amplamente distribuídos e ambientes de trabalho cada vez mais dependentes da tecnologia (CIPD, 2013, 2020; Dolphin, 2015; Karoly & Panis, 2017; McKinsey&Company, 2018a; PwC, 2012; Tufano et al., 2018).

Assim sendo, surge a necessidade de reforço de diálogo entre instituições governamentais, empresas e sistemas educativos para assegurar que as qualificações procuradas vão de encontro às oferecidas. Isto porque, a oferta de educação e formação deve refletir a crescente necessidade de competências interdisciplinares reforçando a urgência da colaboração com empregadores para os apoiar e identificar necessidades de qualificações (Deloitte, 2016; Dolphin, 2015; IOE, 2017; PwC, 2018; Smit et al., 2020; Tufano et al., 2018). Nessa lógica, começa a tornar-se cada vez mais evidente que políticas de educação e emprego devem promover aquisição de skills não rotineiras para sustentar vantagem comparativa no futuro (Fonseca et al., 2018).

Os indivíduos assumem igualmente um papel preponderante. Eles devem procurar skills mais híbridas que combinem skills tecnológicas e interdisciplinares, bem como competências dificilmente automatizadas como é o caso do pensamento crítico e criativo e que deve ser acompanhada uma por uma filosofia de aprendizagem ao longo da vida e formação contínua (Deloitte, 2016; Dolphin, 2015; ESPAS, 2018; Harris et al., 2016; McKinsey&Company, 2017a, 2018a). Uma das ideias mais reforçadas por diversos autores é também o foco na flexibilidade dos indivíduos para que se adaptem a ambientes em constante mudança e a novas formas de trabalho (CIPD, 2020; Dolphin, 2015; Karoly & Panis, 2017; McKinsey&Company, 2018a).

2.4. Automação, mercado de trabalho e áreas de conhecimento

As alterações tecnológicas são sem dúvida um eixo de mudanças profundas no mercado de trabalho. A automação, a inteligência artificial, robotização e digitalização são alguns dos fenómenos recentes que em muito têm contribuído para um aumento da velocidade do seu impacto nas desigualdades no mercado de trabalho em termos de quantidade, qualidade do trabalho e até evolução do próprio prémio salarial (McKinsey&Company, 2017a; OCDE, 2017, 2019). São vários os autores que defendem que as recentes revoluções tecnológicas têm sido *skill biased*, no sentido de que parece favorecer os trabalhadores mais qualificados. O argumento mais forte usado para sustentar essa ideia é a de que as alterações tecnológicas no geral têm substituído essencialmente mão

de obra de média qualificação, assistindo-se por isso a uma polarização no emprego (D. H. Autor, 2007, 2019; D. H. Autor et al., 2003; Balliester & Elsheikhi, 2018; Brynjolfsson & McAfee, 2014; Goos et al., 2011). Fonseca et al., 2018 aponta a rotinização como a maior causa da polarização do emprego em Portugal, mostrando que prémios salariais aumentaram para tarefas abstratas. Tipicamente, esses trabalhadores estão associados a tarefas mais rotineiras e portanto, facilmente exercidos por máquinas – hipótese da rotinização do trabalho.

Consistente com a hipótese da rotinização do trabalho, vários estudos que avaliam e estimam o impacto das profissões à automação mostram uma tendência clara: profissões associadas a um determinado conjunto de tarefas características, rotineiras e repetitivas (como por exemplo, tarefas rotineiras e manuais, trabalhos padronizados, interações sociais pouco frequentes, movimentos físicos precisos e rigorosos) apresentam maior vulnerabilidade para serem robotizados. Em contraste, ocupações associadas a skills e tarefas que constituem um entrave à robotização (como por exemplo, resolução de problemas, inteligência social, cuidar dos outros, percepção e adaptação situacional) apresentam baixos níveis de risco de automação. Há portanto uma ideia bastante consistente na literatura: as novas tecnologias têm sido complementares das tarefas abstratas e não rotineiras e substitutas das tarefas intensivas em rotina (Acemoglu & Autor, 2011; D. Autor & Dorn, 2009; Goos et al., 2009; Nedelkoska & Quintini, 2018; Pouliakas, 2018). Desta forma, há impactos negativos que afetarão diferenciadamente indivíduos mediante os seus níveis e áreas de qualificação dado que o risco da automação não é distribuído de forma uniforme pelas diversas profissões.

Começa cada vez mais a tornar-se claro que há uma forte associação entre o impacto da automação e a desigualdades dos diplomados. Frey & Osborne, 2017 é um exemplo de autor que começou a introduzir esse debate na literatura ao afirmar que as áreas STEM têm pouca suscetibilidade de computadorização devido ao grau de inteligência criativa que requerem. Para além disso, áreas das artes, gestão, negócios e finanças encontram-se na zona de baixo risco de automação. Acrescentam por fim que empregos associados aos serviços como vendas e construção começam a revelar alta probabilidade de computadorização não só devido à diminuição da vantagem comparativa dos humanos face aos robots em tarefas de destreza física, mas também devido ao facto de algumas tarefas de serviços não exigirem altos níveis de inteligência social. Deming & Noray, 2018 mostra também essa ligação

aplicado ao contexto das carreiras STEM, revelando que a escassez de graduados nesta área se deveu essencialmente às recentes revoluções tecnológicas que se traduziu num aumento dos seus retornos nas fases iniciais. Desta forma, espera-se que retorno de áreas associadas a empregos mais suscetíveis à automação venha a diminuir. O desafio, como já muitos autores avaliam, está agora na mobilidade dos trabalhadores que são substituídos pela automação (Del Rio-Chanona et al., 2021; Dworkin, 2019).

Um dos mecanismos subjacentes ao mercado de trabalho dos graduados, em concreto associado à sua procura, é a teoria de que as alterações tecnológicas foram skill biased, o que significa que muitas das tecnologias mais recentes conduziram a um aumento desproporcional na procura de trabalho mais qualificado (Green & Henseke, 2021). Se por um lado é claro que globalização e progresso tecnológico, onde a automação se insere, oferece aos graduados mais opções de emprego com maior liberdade de escolha dentro e entre organizações, setores industriais e países, por outro lado enfrentarão um maior nível de incerteza económica e subemprego (D. H. Autor, 2015). Tal que, estudos recentes refletem a necessidade de os graduados se tornarem cada vez mais independentes, empreendedores, móveis e disponíveis para serem capazes de gerir as trajetórias das suas próprias carreiras (Sorgner, 2017).

A título de exemplo, um dos resultados do estudo sueco de Gardberg et al., 2020 sugere que educação parece abrandar o risco de automação dos trabalhadores, mostrando que a probabilidade média da automação de trabalhadores pouco qualificados é quase duas vezes maior do que para graduados universitários. Para além disso, modelo de crescimento baseado em I&D desenvolvido por Prettnner & Strulik, 2017 prevê que o crescimento conduzido pela inovação levará a um aumento na automação bem como a percentagem de população graduada.

3. Dados

3.1. Quadros de Pessoal e ONE*T

3.1.1. Quadros de Pessoal

Os Quadros de Pessoal são uma base de dados empregado-empregador criada pelo Ministério do Trabalho nos anos 80. Os dados contidos nela provêm de um questionário anual obrigatório que os empregadores devem responder sobre as características da empresa e da sua força de trabalho. Esta base de dados inclui todas as empresas portuguesas com pelo menos 1 funcionário e exclui os indivíduos autoempregos. Com uma janela temporal de 1986 a 2019, contem em média, por ano, dados de 1.7 milhões de trabalhadores e cerca de 220 mil empresas.

Para a realização deste estudo a janela temporal será 2010-2018 essencialmente por dois motivos: primeiro, porque corresponde ao período pós última atualização da Classificação das Atividades Económicas; segundo, porque corresponde ao período crise, assistência (proveniente da UE e FMI) e respetiva recuperação da crise financeira, que pode ter produzido efeitos em algumas variáveis usadas. A base de dados utilizada contém dados relativos às características das empresas como por exemplo o setor, vendas anuais, localização, data de nascimento da empresa. Ao nível dos indivíduos podemos encontrar variáveis como: género, idade, escolaridade, experiência, nível de qualificações, classificação da ocupação (códigos até 5 dígitos), horas de trabalho (regulares e extras), tipos de contratos (se permanente ou termo fixo) e ainda dados relativos aos salários (como por exemplo o salário base, bónus, prémios, pagamentos de horas extra). Foram aplicadas algumas restrições na amostra nomeadamente: a eliminação de números de identificação pouco credíveis; considerados apenas os indivíduos com idade compreendida entre 16 e 64; excluídos os trabalhadores que não estavam em situação de horário completo com remuneração completa ou horário incompleto com remuneração incompleto; inclusão de indivíduos com contrato sem termo, contrato a termo e contrato com tempo indeterminado; considerados os indivíduos com um período normal de trabalho semanal situado entre as 10 e 40 horas, considerando-se valores inferiores a 10h e 40; exclusão de indivíduos cujos salários eram considerados como *outliers*, o que corresponde à eliminação de indivíduos em que o salário mensal era 2,5 vezes superior ao do 99º percentil em cada ano; exclui-se também os indivíduos associados a profissões do grupo 0 da Classificação Portuguesa das Profissões de 2010 (Profissões das Forças Armadas) devido à sua especificidade e dinâmica de emprego, bem como o grupo 63 (Agricultores, criadores de animais, pescadores,

caçadores e coletores de subsistência) dado o seu pequeno contributo para a análise que se pretende fazer em termos de automação e tecnologia adotada; por fim, importa ainda referir que apenas foram considerados os indivíduos empregues em Portugal Continental, excluindo-se indivíduos empregues no estrangeiro bem como os das regiões autónomas dado que a composição setorial destas regiões apresenta algumas características e dinâmicas específicas que não são alvo de análise neste estudo. Todos os valores de salários foram deflacionados tendo em conta o Índice de Preços de Consumidor em 2018, dado pela OCDE (2,4%).

Aplicadas as restrições na análise, foram considerados 19 746 230 observações válidas, que se encontram divididas ao longo dos anos conforme a Tabela 2. Informação relacionada com as estatísticas descritivas pode ser consultada na Tabela 18.

Tabela 2 - Total de indivíduos em análise por ano

Ano	Frequência absoluta	Frequência relativa
2010	2 232 419	11,31%
2011	2 200 790	11,15%
2012	2 071 828	10,50%
2013	2 062 271	10,44%
2014	2 088 393	10,58%
2015	2 158 563	10,93%
2016	2 219 011	11,24%
2017	2 309 735	11,70%
2018	2 402 220	12,17%
Total	19 746 230	100%

Fonte: Elaboração própria

3.1.2. Occupational Information Network: O*NET

Para além dos dados utilizados dos Quadros de Pessoal recorreu-se ainda à base de dados O*NET (Occupational Information Network). A O*NET é uma base de dados que disponibiliza um conjunto de variáveis que permitem descrever o trabalho e características do trabalhador incluindo as competências necessárias. Esta base de dados, embora agrupe as profissões de acordo com a classificação ocupacional americana (SOC) existem diversas “*crosswalks*” que permitem a comparação com a classificação internacional das ocupações (ISCO) e daí, para a classificação nacional das profissões (CNP). A O*NET permite para cada ocupação obter um conjunto de variáveis relacionados com domínios variados como:

características e competências do trabalhador, experiências requeridas, competências necessárias à ocupação, informação específica da ocupação, e características da força de trabalho e que por isso, tem sido uma base de dados frequentemente usada para a construção de índices de rotinização das ocupações. Desta forma, para este estudo seguir-se-ão metodologias de (Acemoglu & Autor, 2011; D. H. Autor & Price, 2013) em que se procede ao desenvolvimento de 5 grupos de tarefas: tarefas analíticas não rotineiras, interativas não rotineiras, rotino-cognitivas, rotino-manuais e não rotino-manuais. Para a sua construção é usado um conjunto de 16 variáveis O*NET: 8 relacionados com a atividade do trabalho, 6 com o contexto do trabalho e 2 com capacidades para desenvolver o trabalho. Cada medida é construída como sendo a soma da importância normalizada a cada uma das variáveis O*NET que compõem os diferentes tipos de tarefas como vemos na Tabela 3.

Tabela 3 - Classificação das Tarefas e principais variáveis O*NET

Classificação das Tarefas				Variável O*Net
Tarefa	Cognitivas	Não rotineiras	Analíticas	1. Analisar dados/informação;
				2. Pensamento criativo;
				3. Interpretar informação de outros;
			Interativas	4. Estabelecer e manter relações;
		5. Guiar, liderar e motivar subordinados;		
		Rotineiras	6. Formar/desenvolver outros;	
	7. Repetir a mesma tarefa;			
	8. Ser exato e preciso;			
	9. Elaboração de trabalho estruturado;			
	Rotineiras		10. Ritmo de trabalho depende da velocidade das máquinas;	
			11. Controlo de máquinas e processos;	
		12. Tarefas envolvem movimentos repetitivos;		
		Manuais	Não rotineiras	13. Operações com veículos ou equipamentos mecanizados;
	14. Uso das mãos envolve controlar ou sentir objetos, ferramentas e processos;			
	15. Elaboração de trabalho que requer destreza manual;			
	16. Elaboração de trabalho que exige orientação espacial.			

Fonte: Elaboração própria, baseado em (Acemoglu & Autor, 2011; D. H. Autor, 2010)

Na tabela seguinte, Tabela 4, é apresentada uma breve descrição do conjunto de variáveis usado para este estudo.

Tabela 4 - Descrição das variáveis usadas

VARIÁVEL	DESCRIÇÃO
Female	Variável dummy: 1 se Mulher; 0 se Homem;
Ano	Ano de referência dos dados (2010-2018)
Age	Idade dos indivíduos;
Educ	Anos de educação;
Lnhw_real	Logaritmo natural do salário horário real
STEM	Variável dummy: 1 se área de formação STEM; 0 se não-STEM;
Master	Variável dummy: 1 se mestrado; 0 se licenciatura;
Uni	Variável dummy: 1 se educação terciária; 0 caso contrário;
Tenure	N ^a de meses no atual emprego
Tenure2	N ^o de meses no atual emprego ao quadrado
Exper	N ^o de meses de experiência potencial (após graduação = idade menos anos de educação)
Exper2	Quadrado da experiência potencial
Pemp	Total de indivíduos na empresa;
Isced2d	Classificação Internacional das Áreas de Formação a 2 dígitos;
CNAEF	Classificação Nacional das Áreas de Educação e Formação a 2 dígitos;
Size1	Variável dummy: 1 se empresas com menos que 5 empregados; 0 caso contrário;
Size2	Variável dummy: 1 se empresas que têm entre 5 a 9 empregados; 0 caso contrário;
Size4	Variável dummy: 1 se empresas que têm entre 50 a 250 empregados; 0 caso contrário;
Size5	Variável dummy: 1 se empresas que têm mais de 250 empregados; 0 caso contrário;
psector	Variável dummy: 1 se empresa 100% pública; 0 caso contrário;
Contrato1	Variável dummy: 1 se contrato a termo (certo/incerto); 0 caso contrário;
Contrato2	Variável dummy: 1 se contrato efetivo/indeterminado; 0 caso contrário;
Contrato3	Variável dummy: 1 se outro contrato; 0 caso contrário;
Occup_detail	Classificação Portuguesa das Profissões a 5 dígitos
Prof_3dn	Classificação Portuguesa das Profissões a 3 dígitos;
Occup2d	Classificação Portuguesa das Profissões a 2 dígitos;
Occup1d	Classificação Portuguesa das Profissões a 1 dígito;
Caemp	Classificação das Atividades das Empresas (CAE REV.3) a 5 dígitos;
Cae1d	Classificação das Atividades das Empresas (CAE REV.3) a 1 dígito;
Hours1	Variável dummy: 1 se individuo trabalha menos que 20h/ semana;
Hours2	Variável dummy: 1 se individuo trabalhou entre 20 a 30 horas por semana; 0 caso contrário;
Grad_post	Variável categórica para nível de qualificação: 0 se Ensino Secundário; 1 se Licenciatura; 2 se Mestrado;
nonroutine_analytic_stdzd	Input das tarefas não-rotino analíticas;

nonroutine_interp_stdzd	Input das tarefas não-rotino interpessoais;
routine_cgn_stdzd	Input das tarefas rotino-cognitivas;
routine_manual_stdzd	Input das tarefas rotino-manuais;
nonroutine_manual_stdzd	Input das Tarefas não-rotino manuais;
IRT	Índice de Rotinização das tarefas
IRT1	Variável dummy: 1=se $IRT \leq 0$, característico de ocupações menos rotineiras; 0 caso contrário.
Class_ocup	Classes Ocupacionais: 0=Não Rotino Abstratas; 1=Rotino-Abstratas; 2=Rotino-Manuais; 3=Não-Rotino Manuais; 4=Agricultura;
Nuts2_est	Nomenclatura das Unidades Territoriais para Estatísticas, nível 2 para Portugal Continental

3.2. STEM vs não-STEM

A separação entre áreas de estudo, em particular entre STEM e não-STEM foi realizada tendo por base um importante critério. Esse é um critério bastante pragmático e que está relacionado de acordo com a Classificação Nacional de Áreas de Educação e Formação (CNAEF) a nível nacional adotado pela Direção-Geral de Estatísticas da Educação e Ciência (DGEEC). Trata-se de uma divisão adotada pelo Conselho Superior de Estatística com vista à sua utilização para fins estatísticos no âmbito do Sistema Estatístico Nacional. Esta classificação nacional segue a classificação internacional designada por ISCED (International Standard Classification of Education) e representa também um enquadramento estatístico para organizar a informação na área da Educação, seguida pela UNESCO.

Foi também desenvolvido alguma análise à literatura no que diz respeito à definição de STEM. Frequentemente o termo “STEM” é usado como referência à aprendizagem e educação nas áreas das Ciências, Tecnologia, Engenharia e Matemáticas. Inclui atividades educativas de todos os níveis de ensino, desde os mais básicos até ao mais elevados, e em contextos formais ou informais. Gonzalez & J.Kuenzi, 2012; Marrero et al., 2014 No entanto, e segundo Siekmann, 2016 a definição comumente usada apresenta alguma inconsistência ao agrupar áreas com características tão distintas, não refletindo a especificidade necessária para conduzir a políticas, iniciativas e programas eficazes. Na verdade, o termo STEM agrupa 4 áreas que, embora tenham vários aspetos em comum, apresentam algumas diferenças que se podem refletir no mercado de trabalho. Ciências, por exemplo, designam todas as áreas relacionadas com o mundo natural preparando os indivíduos para pensarem e agirem como verdadeiros cientistas, fazendo questões, colocando hipóteses, desenvolver investigações e práticas científicas, como por exemplo os

cursos de Física, Biologia, Química, Astronomia. Por outro lado, a área relacionada com a tecnologia está relacionada com o desenho, desenvolvimento e elaboração de materiais que satisfaçam as necessidades humanas. A engenharia, por sua vez, engloba profissões em que o conhecimento matemático e natural é desafiado no sentido de desenvolver novas formas de utilização dos materiais para benefício do ser humano. Por fim, a Matemática é definida como a ciência dos padrões e relações que fornece a linguagem essencial para todas as outras áreas. Desta forma, é bem visível que o termo STEM integra 4 áreas distintas e que por isso, a sua análise deve envolver algum cuidado (Dugger, 2010; Hasanah, 2020; Kelley & Knowles, 2016; Siekmann, 2016).

No entanto, dadas as divergências existentes na literatura, optou-se por seguir uma classificação da variável STEM o mais direta possível, e por isso, este estudo considera STEM áreas como:

- **Ciências, Matemática e Informática** com código CNAEF 4 que verificando em termos harmonizados, inclui os códigos ISCED como 42, 44, 46 e 48.
- **Engenharias e Técnicas Afins** com código CNAEF 52 que em termos internacionais, o código ISCED é igualmente 52.

O debate em torno desta questão, surge igualmente acerca da inclusão ou não da Saúde na área das Ciências Naturais, optando-se neste caso, por seguir à guerra o critério, e, portanto, não as incluindo como área STEM. Isto porque o tipo de competências exigidas não coincide com as restantes áreas incluídas, podendo contribuir para uma menor homogeneidade dos resultados. Quanto às áreas não-STEM, todas as restantes foram englobadas nesse grupo. Logicamente retrata um grupo bastante heterogêneo, mas que para o principal objetivo desta dissertação não merece tratamento adicional.

4. Metodologia

4.1. Hipóteses em estudo

O principal objetivo deste estudo é, numa primeira fase, avaliar tendências recentes no mercado de trabalho de diplomados, em particular de diplomados STEM bem como a construção de um índice de rotinização das tarefas no sentido de perceber a dinâmica do emprego em Portugal nos últimos anos; numa segunda fase procede-se a uma análise da evolução do prémio salarial de diferentes grupos que combinam área de formação (STEM vs Não-STEM), grau de formação (licenciados vs mestres) e nível de rotinização das ocupações (alto vs baixo). De tal forma que as principais hipóteses associadas a este estudo são:

H0: Os graduados STEM estão maioritariamente concentrados em profissões associadas ao CPP 2.

H1: Nível de rotinização das tarefas em termos médios e globais tem diminuído.

H2: Os graduados STEM têm um melhor prémio salarial.

H2.1: Os graduados STEM têm um melhor prémio salarial em ocupações de menor rotina;

H2.2: Os graduados STEM têm um melhor prémio salarial em ocupações de maior rotina;

4.2. Medição da transformação do mercado de trabalho português

A medição das mudanças no mercado de trabalho português consiste essencialmente na análise de tendências das dinâmicas de emprego em Portugal Continental no período de 2010-2018. Dado que o principal objetivo desta dissertação é o de avaliar potenciais diferenças dos retornos dos diplomados STEM associados a empregos mais e menos rotinizáveis, numa primeira análise faz-se um breve retrato da oferta e qualificação da força de trabalho. Aqui pretende-se perceber a evolução da percentagem de diplomados no mercado de trabalho por área e perceber as principais dinâmicas ao longo do tempo como tentativa de descrever a oferta do mercado de trabalho entre 2010-2018 em termos de qualificações. Tratando-se de uma análise maioritariamente descritiva é expectável um crescimento do nível de diplomados em Portugal Continental refletindo uma aposta num emprego cada vez mais qualificado.

Numa segunda fase, igualmente descritiva, o principal objetivo é o de perceber a principal dinâmica de procura de emprego ao longo da janela temporal considerada. O principal objetivo desta análise centra-se em perceber que tipo de ocupações empregam mais indivíduos com formação STEM, bem como se se verificaram mudanças significativas neste período pós crise financeira.

(Acemoglu & Autor, 2011; Acemoglu & Restrepo, 2017, 2019; Longmuir et al., 2020) desenvolvem uma classificação das ocupações a 2 dígitos em 5 classes ocupacionais de acordo com o descrito no quadro seguinte. Dado que as classes ocupacionais estavam agrupadas segundo a classificação ISCO 88 foi necessário proceder a uma harmonização entre as codificações. A harmonização das classes ocupacionais foi feita, para a conversão da classificação ISCO 88 para a ISCO08, usada neste trabalho.

Tabela 5 - Códigos das ocupações e classes ocupacionais

<i>Classe Ocupacional</i>	<i>Código ISCO 08 a 2 dígitos</i>
Não Rotineiras Abstratas	11, 12, 13, 14, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 31, 32, 33, 34, 35
Rotino-Abstratas	41, 42, 43, 44, 52, 93
Rotino-Manuais	71, 72, 73, 74, 75, 81, 82
Não Rotino-Manuais	51, 53, 54, 83, 91, 94, 95, 96
Agricultura	61, 62, 63*, 92

Fonte: elaboração própria. *excluído de análise

Segundo a Tabela 5, são consideradas 5 classes ocupacionais. As ocupações que envolvem tarefas repetitivas e facilmente codificáveis são designadas rotineiras. Por outro lado, ocupações que envolvem tarefas e competências como a análise das situações em tempo real, perceção espacial, pensamento crítico, criatividade, análise de dados, desenvolver e liderar equipas são designadas, segundo essa classificação de abstratas. Dada as especificidades e heterogeneidade das ocupações relacionadas com a agricultura e pescas, os autores optaram por incluí-las numa classe específica designada “Agricultura”.

Neste trabalho esta classificação foi igualmente adotada com o objetivo de perceber a evolução do emprego em cada uma das classes ocupacionais, mas também, analisar a potencial predominância de diplomados STEM empregados em cada uma dessas classes.

4.2.1. Índice de Rotinização das Tarefas

Medir a automação das ocupações pode seguir diversas abordagens e instrumentos. A análise das tarefas, na grande maioria dos autores, converge no sentido do uso dos

“descritores” O*NET para a composição de cada tarefa atribuindo-lhe uma ponderação que reflete a importância dessa tarefa em cada ocupação. A verdade é que não existe uma classificação universalmente aceite e diferentes estudos chegam a usar diferentes “descritores”/variáveis O*NET para caracterizar uma tarefa, no entanto os índices de tarefas definidos por (Acemoglu & Autor, 2011) acabam por reunir algum consenso e ser frequentemente usados. Segundo eles, as tarefas podem ser divididas consoante o descrito na Tabela 4, onde os autores usam um conjunto de 16 variáveis O*NET que incluem 8 relacionadas com a atividade de trabalho, 6 relacionadas com o contexto de trabalho e 2 relacionadas com as capacidades do trabalho. Posteriormente, para cada uma dessa variável é obtido um valor entre -1 e 1 (normalização, média 0 e desvio padrão 1) que serve posteriormente para a construção, através da soma, do input de cada uma das tarefas.

Como referido, são vários os instrumentos que medem o impacto da automação no mercado de trabalho, sendo os mais frequentemente usados na literatura os observados na Tabela 6. Para a realização deste estudo optou-se pela mais comumente usada na literatura ((Acemoglu & Autor, 2011; D. Autor & Dorn, 2013; D. H. Autor et al., 2003; Goos et al., 2009; Lewandowski et al., 2017; Mihaylov & Tijdens, 2019; Sebastian, 2018)) onde para cada profissão a 2 dígitos será construído o seguinte índice:

Equação 1 - Índice de Rotinização das tarefas

$$\text{Índice de Rotinização das Tarefas} = RC + RM - NRM - NRA - NRI,$$

onde RC, RM, NRM, NRA e NRI são respetivamente valores dos inputs das tarefas rotino-cognitivas, rotino-manuais, analíticas e interpessoais que foram construídos através da soma dos valores de cada uma das variáveis que compõe cada tarefa respetivamente normalizados. Este índice sugere que valores positivos deste índice caracterizam ocupações rotineiras, enquanto valores negativos denotam ocupações abstratas e não rotineiras. Desta forma, trata-se de um índice cujo valor *per se* não tem leitura, mas sim a comparação entre as diversas ocupações.

Certamente a realidade das profissões do país onde é recolhida as informações O*NET pode ser diferente da verificada em Portugal, no entanto, sendo o foco deste estudo a avaliação do potencial impacto da tecnologia nos retornos de graduados STEM as diferenças residem essencialmente no ritmo de adoção da tecnologia estando alinhado com o verificado em (Teixeira & Fortuna, 2010) que sublinha a economia portuguesa como um

exemplo que pode identificar, valorizar, assimilar, aplicar e explorar conhecimento tecnológico proveniente de outras economias mais desenvolvidas confirmando a hipótese de absorção da tecnologia entre países.

Desenvolvido o índice de rotinização das tarefas como descrito anteriormente, segue-se uma análise descritiva dos valores deste índice por ocupação, evolução da média ponderada ao longo do tempo, classe ocupacional, bem como os valores médios dos indivíduos com formação STEM e formação não-STEM empregues no período considerado.

Para perceber o grau de concentração de diplomados STEM ao longo das profissões, é ainda desenvolvido um índice de segregação, comumente usado para avaliar a segregação ao nível do género e da raça, mas que aqui é usado com adaptação para avaliar as diferenças em termos de formação entre STEM e não-STEM nas diversas profissões. Para além dessa análise, é ainda verificada a segregação de acordo com o nível de formação (não licenciados com Ensino Secundário completo, licenciados e mestres).

Essa análise é feita em termos agregados, mas igualmente feita para a janela temporal entre 2010 e 2018. O índice vulgarmente utilizado, designado Índice de Duncan, representa a percentagem de cada grupo (neste caso STEM vs não-STEM, ensino secundário completo vs sem ensino secundário completo, licenciados vs não-licenciados, mestres vs não-mestres) que é necessário remover para se atingir um nível de segregação zero, equivalente a segregação perfeita onde temos um equilíbrio das categorias em análise da força de trabalho (Silber, 1989; Watts, 1992).

A combinação destas análises maioritariamente descritivas permitiram fazer um retrato da dinâmica do emprego em Portugal Continental no período entre 2010 e 2018. Este retrato tem como principal foco perceber e avaliar as principais transformações que ocorreram no mercado de trabalho em termos gerais e em termos de diplomados, e sobretudo, verificar em paralelo as principais alterações e tendências ao nível da tecnologia, medida através da rotinização das tarefas das profissões. Esta análise permitirá assim uma melhor e mais global compreensão dos resultados obtidos a partir da estimação dos retornos explicados de seguida.

Tabela 6 - Principais instrumentos e índices identificados na literatura para medição do impacto da tecnologia no mercado de trabalho

Índices	Método	Referências
Índice de Rotinização das tarefas: mede a intensidade da rotina de cada ocupação usando como inputs a ponderação das tarefas de cada ocupação.	Cálculo de RTI onde $RTI = RC + RM - NRM - NRA - NRI$ são valores dos inputs das tarefas rotino-cognitivas, rotino-manuais, analíticas e interpessoais provenientes da soma dos valores normalizados de cada variável que lhe deu origem. ou $RTI = \ln(RT) - \ln(TA) - \ln(TM)$ onde RT, TA, TM são inputs das tarefas rotineiras, abstratas e manuais. RTI aumenta com a importância de tarefas rotineiras e diminui com a importância de tarefas não rotineiras. Quanto mais baixo for o valor de RTI, mais importantes são as tarefas não rotineiras.	(Acemoglu & Autor, 2011; D. Autor & Dorn, 2013; D. H. Autor et al., 2003; Goos et al., 2009; Lewandowski et al., 2017; Mihaylov & Tijdens, 2019; Sebastian, 2018)
Medida de automação das ocupações medida em termos de probabilidade de computadorização.	Estimação logit $P(y^* = 1 s) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 s + \beta_2 C_f)}}$ Onde exponencial é determinada por processos gaussianos.	(Frey & Osborne, 2017; Pouliakas, 2018)
Offshorability: análise e criação de índices mediante a capacidade de o serviço ser fornecido eletronicamente. Ex: processadores de dados=100 e cuidadores de crianças=0.	Há autores que propõe escala qualitativa que varia entre 1 (pouco terceirizável) a 4 (altamente terceirizável) que se baseia na agregação de vários indicadores O*NET. Classifica as ocupações mediante a incapacidade de o trabalho ser realizado noutro local geográfico, e se o trabalho pode ser realizado virtualmente.	(Acemoglu & Autor, 2011; Blinder, 2009)

Fonte: Elaboração própria

4.3. Medição dos retornos por área: modelo OLS

A literatura em torno da medição dos retornos da educação em Portugal é dispersa e incompleta, tendo apenas alguns exemplos (como por exemplo (Kiker & Santos, 1991; Psacharopoulos & Patrinos, 2018)), mas que não refletem esse estudo aplicado às áreas de conhecimento. São vários os autores que se têm dedicado a esse estudo na vertente de analisar a heterogeneidade dos retornos por área de conhecimento. (Webber, 2014b) é um desses autores que verifica que os retornos do investimento em educação diferem bastante

de acordo com o grupo de conhecimento: as áreas STEM têm maior retorno ao longo do ciclo de vida, enquanto as áreas que apresentam menor retorno correspondem às Artes e Humanidades. Neste trabalho o objetivo consiste em estimar os retornos para graduados STEM e não STEM, bem como avaliar a evolução desses retornos na janela temporal considerada (2010-2018).

No que a questões metodológicas diz respeito, estes estudos tendem a convergir no que a literatura comumente designa e reconhece como Equações Mincerianas (Mincer, 1975; Polachek, 2008). À luz dessa abordagem, os ganhos podem ser descritos como:

Equação 2 - Formulação das equações Mincerianas

$$\ln Y_i(t) = a_0 + a_1 S_i + a_2 t_i + a_3 t_i^2 + \varepsilon_i$$

onde:

$Y_i(t) = w(1 - s(t))K(t)$: ganhos observáveis que corresponde aos ganhos potenciais ($wK(t)$) menos o investimento feito em educação ($s(t)wK(t)$);

S_i : fase de duração do investimento, ou seja, período de tempo que frequentou a escola;

t_i : período de tempo no mercado de trabalho, ou seja, experiência;

a_0 : capacidade inicial de ganhos;

a_1 : taxa de retorno do investimento em educação;

a_2 e a_3 : relacionado com quantidade e retorno financeiro da experiência no mercado de trabalho;

Na literatura esta abordagem que tem como ponto de partida a Teoria do Capital Humano e foi a primeira a derivar uma formulação para determinação dos ganhos ao longo do ciclo de vida (Henderson et al., 2011; Polachek, 2008). Estas equações, segundo Polachek, 2008, têm várias aplicações diretas, nomeadamente, analisar a taxa de retorno do investimento em educação, concavidade da função e distribuição dos ganhos ao longo do ciclo de vida. Uma das grandes limitações do estudo das equações Mincerianas são as questões associadas à endogeneidade dos indivíduos. Efetivamente as diferenças salariais não são apenas conduzidas pela área; incluem também diferenças associadas à personalidade que influenciam simultaneamente a produtividade intrínseca e a escolha. Desta forma, há variáveis que seriam teoricamente relevantes (como por exemplo background familiar, motivação, índices de QI) mas que não estão disponíveis na base de dados utilizada. Por essa razão, a análise empírica deste trabalho recorre à equação Minceriana de retornos salariais do capital humano, empregando ligeiras modificações, e procura identificar o impacto das graduações entre áreas STEM, áreas não-STEM, mestres, licenciados nos prémios salariais associados igualmente a empregos de maior ou menor rotina, bem como a sua evolução entre

2010-2018, após a utilização de controlos para um conjunto de variáveis que se descrevem em seguida.

Assim sendo, os modelos estimados são os seguintes:

Equação 3 - Modelo de estimação de retornos STEM e mestrado com variáveis de controlo base

$$\ln hw_real_i = \sum \beta_0 + \alpha * (STEM\#MESTRADO) + X_i * \delta + \varepsilon_i$$

Equação 4 - Modelo de estimação de retornos STEM e mestrado com variáveis de controlo base e controlo de características da empresa

$$\ln hw_real_i = \sum \beta_0 + \alpha * (STEM\#MESTRADO) + X_i * \delta + U_i * \theta + \varepsilon_i$$

Nestes modelos, # representa as diversas interações entre as variáveis STEM e MESTRADO. Estes são então os dois modelos base utilizados, nos quais hw_real_i são os salários horários reais do indivíduo i graduado ou numa área STEM (variável dummy que nesse caso assume o valor 1) ou numa outra área (caso em que a dummy assume o valor 0); MESTRADO é também uma variável dummy que assume o valor 1 no caso do indivíduo ser mestre, e caso seja licenciado assume o valor 0. X_i é um vetor de características pessoais como por exemplo, género, idade, experiência potencial, período de tempo no atual emprego, número de horas de trabalho semanal que o indivíduo i apresenta e que afetam o seu salário; e ε_i representa um conjunto de erros não observáveis. A inexistência de dados relacionados com o QI (para o qual muitos estudos usam como *proxy* a média de entrada no ensino superior) e *background* familiar (nível de estudos de cada elemento do agregado familiar, por exemplo) nos Quadros de Pessoal, limita assim o acréscimo de variáveis de controlo que poderiam ser relevantes no estudo.

A diferença entre o primeiro e o segundo modelo consiste na adição de um novo vetor de características relacionadas com a empresa, designado por U_i , e que representa um bloco de variáveis de emprego com o objetivo de controlar os resultados dos retornos salariais para estes efeitos que demonstram ter impacto sobre os mesmos e ser relevantes na literatura analisada. Este vetor inclui variáveis como por exemplo o tamanho da empresa, se a empresa é ou não 100% pública e tipo de contrato.

Desta forma, e tendo em conta as equações Mincerianas o vetor de coeficientes α , representa os coeficientes das diversas interações entre STEM e Mestrado, obtendo-se por isso o prémio salarial de licenciados STEM, mestres STEM e mestres não-STEM face a licenciados não-STEM (caso em que ambas as variáveis assumem o valor 0), caso em que o prémio salarial é dado por β_0 .

Posteriormente foram estimados igualmente os dois modelos anteriores, no entanto com uma ligeira modificação. Foi incluído uma variável dummy, que interagisse com STEM e Mestrado, que está relacionada com a rotinização das ocupações resultando no modelo seguinte:

Equação 5 - Modelo de estimação de retornos STEM, mestrado e IRT com variáveis de controlo base

$$\ln hw_real_i = \sum \beta_0 + \alpha (STEM\#MESTRADO\#IRT1) * \gamma + X_i * \delta + \varepsilon_i$$

Equação 6 - Modelo de estimação de retornos STEM, mestrado e IRT com variáveis de controlo base e controlo de características da empresa

$$\ln hw_real_i = \sum \beta_0 + \alpha * (STEM\#MESTRADO\#IRT1) + X_i * \delta + U_i * \theta + \varepsilon_i$$

Em que # representa as interações geradas entre as 3 variáveis, e α representa o vetor de coeficientes associado a cada uma dessas interações. A variável IRT1, representa uma variável dummy, que assume o valor 1 quando o índice de rotinização é inferior ou igual a 0, característico de ocupações menos rotineiras, e 0 caso contrário. Desta forma, são obtidos 6 resultados distintos, que representam os prémios salariais face a indivíduos licenciados não-STEM em empregos de maior rotina, caso em que as variáveis de interação assumem todas o valor 0, e, portanto, o seu prémio salarial é dado por β_0 . Novamente referir que a diferença entre o modelo 3 e 4 assenta apenas na diferença entre as variáveis de controlo introduzidas, já que no modelo 4, são controladas algumas características das empresas através de um grupo de variáveis descrito já de seguida.

As equações anteriores são frequentemente estimadas usando o método dos mínimos quadrados (OLS). Recentemente tem vindo a ser desenvolvidos métodos mais sofisticados que permitem corrigir a heterogeneidade não observada (como por exemplo (Ost et al., 2018; Webber, 2014b), mas que não são aqui considerados dada a sua complexidade e indisponibilidade de dados. Para este trabalho, segue-se uma abordagem mais simples de estimação dos retornos usando o método dos mínimos quadrados que permite obter resultados, que embora não tenham em conta a correção da heterogeneidade, permitem avaliar a tendência dos mesmos, e responder ao desafio proposto.

As variáveis selecionadas para o presente estudo, utilizadas para controlo dos prémios salariais foram recolhidas tendo por base a sua utilização recorrente na literatura empírica pelos diversos autores que estudaram o impacto das graduações em diversas áreas de estudo nos retornos salariais. Assim sendo, as variáveis selecionadas para efeitos de controlo foram:

- a experiência potencial (em meses) ou tempo desde a conclusão do curso, **exper**, sendo esta calculada em número de meses desde a conclusão do diploma. Atendendo à literatura, espera-se uma correlação positiva entre esta variável e a variável dependente, o salário horário, dado que a experiência potencial é valorizada no mercado de trabalho, assumindo que o indivíduo ganhou competências e aptidões com essa experiência de trabalho que o torna mais produtivo. Importa frisar que existem na amostra alguns dos indivíduos tinham já emprego e regressaram aos estudos;
- o quadrado da experiência potencial (em meses), **exper2** que satisfaz a modelização das equações Mincerianas. Neste caso, espera-se igualmente um efeito positivo, tal como justificado na variável anterior.
- o período de tempo no emprego corrente (em meses) ou antiguidade na empresa, **tenure**, sendo esta calculada com base no número de meses que o indivíduo se encontra no último emprego. Tendo em conta a literatura existente, espera-se uma correlação positiva entre esta variável e os retornos salariais horários, dado que à medida que aumenta o período de tempo de permanência de um indivíduo no seu emprego corrente, este tornar-se-á mais produtivo, pelo aumento da experiência nas funções que desempenha, traduzindo-se esse aumento na produtividade em retornos superiores;
- o quadrado da antiguidade na empresa, **tenure2**, calculada com base na variável anterior e com um efeito esperado semelhante.
- variável dummy que indica o género, **female**, neste caso assume o valor 1 se for mulher, e 0 se for homem. É vulgarmente aceite a ideia de discriminação salarial com base no género, sendo necessário controlar esse facto. Tendo em conta a literatura existente espera-se uma correlação negativa entre esta variável e os retornos salariais dado que as mulheres tendem a ganhar menos que os homens.
- o número de horas de trabalho por semana, **hours**, composta por quatro variáveis *dummy*. Desta forma **hours1** assume o valor 1 se o indivíduo trabalhar menos que 20 horas semanais, e 0 caso contrário; **hours2** assume o valor 1 se trabalha entre 20 a 30 horas, e 0 caso contrário; a categoria de referência é horas semanais de trabalho entre 31 e 40.

A principal diferença entre os dois modelos descritos reside essencialmente na adição de um bloco de variáveis relacionadas com características associadas ao emprego. Essas variáveis são:

- a dimensão da empresa tendo em conta o número de trabalhadores, **size**, também representado através de um conjunto de variáveis *dummy* (**size1** (<5), **size2** (5 a 9), **size4** (50 a 250) e **size5** (>250)), sendo por isso a categoria de referência as empresas com um número de trabalhadores entre 10 a 49. De acordo com a literatura, é de esperar um efeito positivo sobre o salário nos indivíduos que trabalham em empresas de maiores dimensões, dado que, geralmente estas são multinacionais e oferecem retornos, em média, mais elevados relativamente às micro, pequenas e médias empresas;
- o tipo de contrato que o indivíduo tem perante a empresa, **contrato**, igualmente representado através de um conjunto de variáveis *dummy* (**contrato1** (a termo certo/incerto) e **contrato2** (outro tipo de contrato)), em que a categoria de referência são os indivíduos que são efetivos. De acordo com a literatura tende a existir um efeito negativo sobre o salário dos indivíduos que estão a termo certo/incerto no seu emprego;
- o setor em que o indivíduo trabalha, **psector**, nomeadamente se trabalha no setor público (caso em que a variável assume o valor 1, se trabalha no setor privado a variável assume o valor 0). O efeito desta variável nos prémios salariais é divergente, havendo autores que consideram a existência de efeitos distintos de acordo com as áreas;

4.3.1. Análise de robustez

A estimação dos retornos de acordo com as duas variantes do modelo anteriormente apresentadas deve obedecer a todas as hipóteses do Modelo Clássico de Regressão Linear, inclusive a da homocedasticidade e a ausência de multicolinearidade. A hipótese da homocedasticidade pressupõe que cada termo de perturbação μ_i tem uma variância constante, isto é:

Equação 7 - Hipótese do Modelo Clássico de Regressão Linear: homocedasticidade

$$Var(u_i) = \sigma^2 \forall i, 0 < \sigma^2 < \infty$$

Quando esta hipótese é violada, os termos de perturbação passam a ser heterocedásticos, que tal como o próprio nome indica, a variância deixa de ser igual e constante. Avaliar ou não a violação desta hipótese clássica, implica a realização do teste de *Breusch-Pagan* com o auxílio do *software Stata 16*. Este teste, em que na hipótese nula (H_0) se assume que os termos de perturbação têm variância igual a 0 (termos de perturbação homocedásticos) permite assim avaliar a possibilidade de violação das Hipóteses Clássicas do Modelo. Os resultados obtidos não demonstraram a existência de heteroscedasticidade na estimação nenhum modelo e em nenhum ano dado que os valores da estatística de teste apresentada pelo software eram inferiores a 0,05.

Por sua vez, a multicolinearidade consiste na existência de uma relação linear exata entre as variáveis independentes. Ou seja, que as variáveis explicativas $X_1, X_2 \dots X_k$ são não correlacionadas. Existem alguns indícios que permitem detetar a existência de multicolinearidade, nomeadamente sinais dos estimadores diferentes do esperado, valores de R^2 muito elevado. Embora nenhum desses indícios seja visível ao longo dos modelos estimados, foi igualmente realizado o teste *vif* (*variance inflation factors*), que permite analisar a potencial existência de multicolinearidade em algumas variáveis, usando o *software Stata 16*. Os resultados deste teste mostraram a existência de multicolinearidade em algumas variáveis *dummy* e que têm, obviamente, uma relação entre si mesmas, nomeadamente o período de tempo no emprego corrente (*tenure e tenure2*) e (*exper e exper2*). Apesar disso, o próprio *software*, ao detetar a existência de multicolinearidade, omitiria a variável que a causava, estimando os modelos com essa omissão. No entanto, tal não acontece verificando-se que a não violação dessa hipótese clássica.

5. Resultados Empíricos

5.1. Oferta e qualificação da força de trabalho

Como primeira análise, este estudo pretende elaborar um breve retrato da qualificação da força de trabalho ao longo dos 8 anos em análise. Para isso, os resultados são apresentados graficamente para mostrar a evolução dos diplomados STEM na economia, bem como a a evolução da sua proporção relativamente a outros grupos.

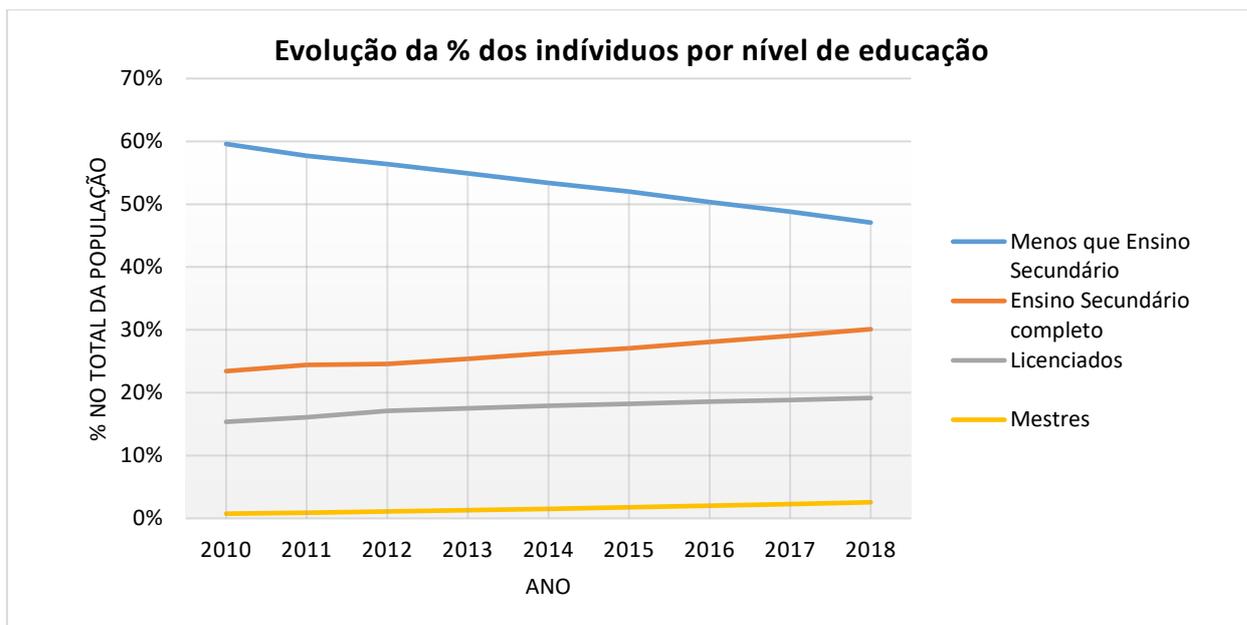


Gráfico 1 - Evolução da % de indivíduos por nível de educação

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

Numa primeira fase importa destacar, com ajuda do Gráfico 1, como seria de esperar o decréscimo da percentagem de indivíduos com um grau inferior ao Ensino Secundário, e o crescimento de indivíduos licenciados, mestres e com Ensino Secundário completo. Assim sendo, verifica-se que a economia portuguesa, ao longo do tempo, tem melhorado os seus níveis de qualificação, o que pode contribuir para melhorias na competitividade e crescimento económico. Perceber que tipo diplomados existem na economia, é a pergunta que a Tabela 7 tenta responder.

Tabela 7 - Evolução da % de diplomados em relação ao total

	STEM					Saúde	Outros graduados
	Ciências	Matemática e Estatística	Informação e Comunicação	Engenharia	Total		
2010	2,567%	1,393%	4,165%	17,020%	25,145%	9,134%	65,722%
2011	2,583%	1,330%	4,240%	16,799%	24,953%	10,204%	64,843%
2012	2,585%	1,306%	4,423%	16,376%	24,691%	10,677%	64,633%
2013	2,639%	1,281%	4,446%	16,062%	24,428%	10,886%	64,686%
2014	2,668%	1,248%	4,544%	16,095%	24,554%	10,552%	64,894%
2015	2,617%	1,175%	4,488%	15,869%	24,149%	10,807%	65,044%
2016	2,656%	1,112%	4,545%	15,736%	24,049%	11,143%	64,809%
2017	2,634%	1,043%	4,569%	15,629%	23,876%	11,281%	64,843%
2018	2,602%	1,003%	4,558%	15,563%	23,725%	11,092%	65,184%

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

Assim sendo, verificamos uma maior proporção de graduados STEM face a graduados da área da Saúde, sendo que os diplomados STEM têm registado uma tendência decrescente quando comparados com o total de diplomados. No que diz respeito às áreas dentro da área STEM, os resultados sugerem diminuição da percentagem de diplomados da área da matemática e estatística e da área da engenharia, que é acompanhada por um crescimento, embora lento, da proporção de indivíduos em áreas da tecnologia e ciências.

5.2. Procura e Tecnologia: Transformação do Mercado de Trabalho Português

Nesta seção pretende-se avaliar, essencialmente, as principais transformações do mercado de trabalho português, elaborando um retrato da dinâmica do emprego no período considerado bem como a evolução do peso de determinadas profissões na economia portuguesa.

Assim sendo, a Tabela 8 mostra um conjunto de gráficos onde é visível a evolução da percentagem de indivíduos empregues em cada ano de acordo com o código português das profissões a 2 dígitos. Dessa análise resultam alguns resultados que importam sublinhar. Primeiro que as ocupações com mais indivíduos empregues em percentagem do total em cada ano são as profissões associadas ao código 5 da Classificação Portuguesa das Profissões (CPP), que corresponde a trabalhadores dos serviços pessoais, de proteção e segurança e vendedores, seguindo-se as ocupações do grande grupo 7 que representam os trabalhadores qualificados da indústria, construção e artífices. Verificar apenas que enquanto no grupo 5 ao longo do tempo verificou-se uma tendência de crescimento, no grupo 7, a tendência foi de decréscimo. Por outro lado, as ocupações associadas ao código 1 (Representantes do

poder legislativo e de órgãos executivos, dirigentes, diretores e gestores executivos) e 6 (Agricultores e trabalhadores qualificados da agricultura, da pesca e da floresta) são as que representam uma menor fatia do total de emprego da economia portuguesa.²

Tabela 8 - % de emprego total por CPP a 1 dígito

CPP	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	4,81%	4,52%	4,54%	4,40%	4,24%	4,10%	4,01%	3,92%	3,76%
2	9,80%	10,02%	10,46%	10,56%	10,76%	10,88%	11,02%	11,13%	11,48%
3	10,07%	10,09%	10,19%	10,06%	10,06%	10,01%	10,11%	10,15%	10,22%
4	15,05%	15,49%	15,48%	15,51%	15,44%	15,31%	15,41%	15,15%	15,21%
5	20,18%	20,63%	21,08%	21,24%	21,28%	21,41%	21,31%	21,34%	21,01%
6	0,37%	0,36%	0,37%	0,38%	0,36%	0,36%	0,36%	0,38%	0,37%
7	17,17%	16,59%	15,59%	15,47%	15,36%	15,22%	15,02%	14,85%	14,78%
8	11,68%	11,64%	11,59%	11,67%	11,75%	11,60%	11,60%	11,60%	11,45%
9	10,87%	10,66%	10,70%	10,71%	10,76%	11,11%	11,17%	11,47%	11,73%

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

O Gráfico 2 mostra a evolução de diplomados STEM empregues na economia portuguesa ao longo do período em análise, e por faixa etária. Desse gráfico é visível a tendência de crescimento verificada ao longo do tempo para todas as faixas etárias. Verifica-se que indivíduos com idade igual ou superior a 45 anos apresenta uma menor proporção de diplomados STEM, ao passo que há uma maior representatividade de faixas etárias mais jovens, como seria de esperar, (em particular indivíduos com idades compreendidas entre os 25 e 34) com formação STEM empregues quando comparadas com o total do emprego dessa faixa etária.

² Gráfico 16 em Anexos que analisa a diferença de indivíduos empregues em cada uma das ocupações entre 2018 e 2010 com mais detalhe. À luz desse gráfico, verificou-se um franco crescimento da percentagem de indivíduos empregues em algumas ocupações, sendo esse crescimento significativamente notório em empregos com o código 22 (Profissionais de saúde), 25 (Especialistas em tecnologias de informação e comunicação (TIC)), 96 (Trabalhadores dos resíduos e outros serviços alimentares) e 42 (Pessoal de apoio direto a clientes). Em contrapartida, o mesmo gráfico mostra uma redução da percentagem de indivíduos empregues nas ocupações 71 (Trabalhadores qualificados da construção e similares, exceto eletricista), 83 (Condutores de veículos e operadores de equipamentos móveis) e 13 (Diretores de produção e de serviços especializados).

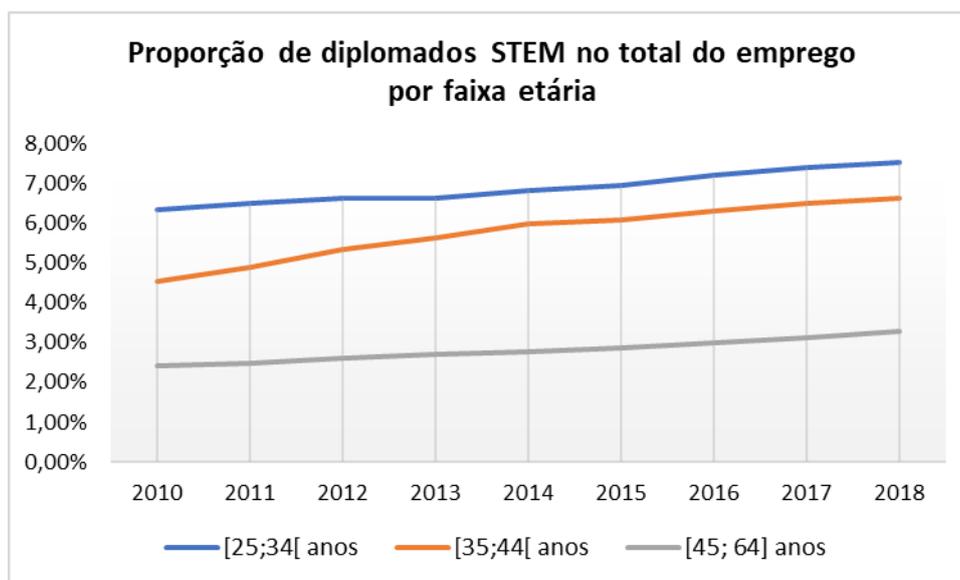


Gráfico 2 - Evolução da proporção de diplomados STEM face a total do emprego por faixa etária

Fonte:elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

Ainda assim, a Tabela 9 mostra uma predominância de diplomados STEM em profissões do grande grupo 2 “Especialistas das atividades intelectuais e científicas”, empregando uma média de 58% dos diplomados STEM existentes na economia. Como seria de esperar ocupações do grupo 6,7,8 e 9 têm um valor muito residual de diplomados STEM. Nesta análise importa ainda considerar uma tendência de crescimento da percentagem de diplomados STEM em ocupações do grupo 3 (Técnicos e profissões de nível intermédio) e 4 (Pessoal administrativo), e uma diminuição no grupo 2 e 1.³ Apesar disso, o mercado de diplomados STEM tem-se mostrado bastante concentrado e estável: a % de STEM tem aumentado ao longo das gerações, no entanto continuam a ter posições bastante fixas, padrão que se tem mantido praticamente inalterado ao longo do período considerado.

³ Gráfico 17 em Anexos, que avalia a variação em % entre diplomados STEM por CPP a 2 dígitos entre 2010 de 2018, verifica-se o aumento significativo de diplomados STEM na ocupação com código 25 (Especialistas em tecnologias de informação e comunicação (TIC)), 22 (Profissionais de saúde), 35 (Técnicos de tecnologias de informação e comunicação) e 41 (Empregados de escritório, secretários em geral e operadores de processamento de dados), e decréscimo na profissão 21 (Especialistas das ciências físicas, matemáticas, engenharias e técnicas afins), 13 (Diretores de produção e serviços especializados) e 23 (Professores).

Tabela 9 - Distribuição dos diplomados STEM por profissão a 1 dígito

CPP	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
1	11,22%	10,56%	11,18%	10,60%	9,97%	9,61%	9,25%	8,82%	8,52%
2	60,45%	60,12%	58,89%	59,17%	59,07%	59,53%	58,86%	58,92%	59,54%
3	16,58%	17,04%	17,34%	17,12%	17,29%	17,08%	17,73%	18,16%	17,84%
4	6,89%	7,18%	7,26%	7,52%	7,74%	7,74%	7,94%	7,74%	7,70%
5	2,42%	2,48%	2,60%	2,88%	3,01%	2,95%	3,06%	3,06%	2,93%
6	0,04%	0,03%	0,04%	0,04%	0,04%	0,04%	0,04%	0,04%	0,04%
7	0,97%	1,01%	0,99%	1,07%	1,14%	1,14%	1,22%	1,26%	1,26%
8	0,60%	0,67%	0,72%	0,78%	0,79%	0,83%	0,86%	0,91%	0,96%
9	0,84%	0,91%	0,99%	0,82%	0,96%	1,09%	1,04%	1,09%	1,20%

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

A Figura 1 mostra as 10 profissões com maior número de diplomados STEM em 2018.

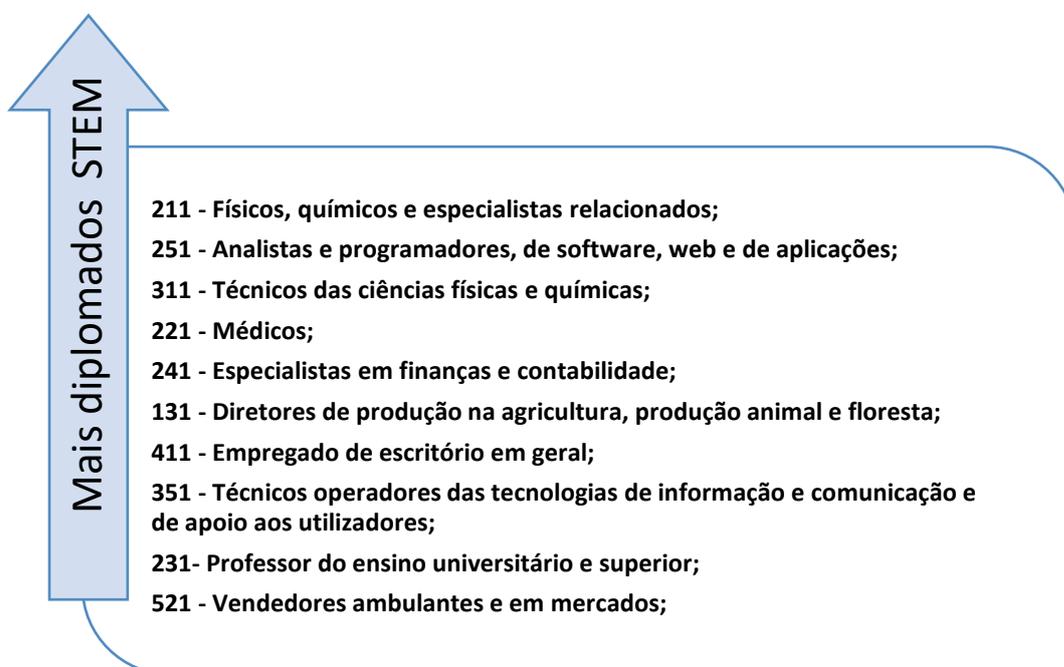


Figura 1 - Top 10 das profissões com mais diplomados STEM

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

Quando se avalia em que classe ocupacional (Acemoglu & Autor, 2011) predominam os diplomados STEM, tal como a Tabela 10 ilustra, verifica-se que os diplomados STEM estão maioritariamente concentrados em empregos considerados não-rotino abstratos o que é expectável dado ser um grupo que inclui ocupações que anteriormente verificavam uma elevada percentagem de diplomados STEM (como por exemplo as profissões com primeiro dígito 2). No entanto, é visível uma tendência decrescente dos indivíduos com qualificação STEM empregues nesta classe ocupacional, dando lugar a um ligeiro crescimento dos diplomados STEM nas restantes classes ocupacionais (com exceção da Agricultura, que aqui

é vista como uma classe residual). Verifica-se assim que os graduados STEM têm vindo a difundir-se por diversos empregos embora de forma lenta e pouco significativa, reforçando o resultado anterior de alguma estabilidade no mercado de trabalho dos diplomados STEM.

Tabela 10 - Evolução da distribuição dos diplomados STEM por classe ocupacional

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Não Rotino Abstratas	88,25%	87,72%	87,41%	86,89%	86,32%	86,21%	85,84%	85,90%	85,90%
Rotino-Abstratas	9,03%	9,42%	9,55%	10,01%	10,35%	10,25%	10,48%	10,25%	10,08%
Rotino-Manuais	1,42%	1,54%	1,60%	1,72%	1,82%	1,84%	1,95%	2,04%	2,08%
Não-Rotino Manuais	1,24%	1,29%	1,41%	1,33%	1,45%	1,66%	1,67%	1,76%	1,89%
Agricultura	0,05%	0,04%	0,04%	0,05%	0,05%	0,04%	0,06%	0,06%	0,05%

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

Como descrito anteriormente cada ocupação é representada por um conjunto de medidas de tarefas. Enquanto que a grande maioria dos estudos avalia essencialmente 3 tarefas – abstratas, rotineiras e manual – esta dissertação propõe a divisão de tarefas rotineiras em rotino-manuais e rotino-cognitivas, à semelhança do que é feito em (Fonseca et al., 2018) e as tarefas não rotineiras encontram-se divididas em analíticas, interpessoais/abstratas e manuais. A Tabela 11 sumariza os resultados obtidos, quando se analisa cada um dos inputs de tarefas para cada ocupação. Dessa tabela conseguimos verificar que ocupações relacionadas com a gestão, ciências e saúde (profissões com códigos a 1 dígito correspondente a 1 e 2) são aquelas que requerem um maior score de competências mais abstratas, enquanto as profissões do grupo 7,8 e 9 exigem menor importância dessas tarefas que envolvem a liderança, motivação e formação de outros. Em contraste, ocupações relacionadas com ocupações elementares, serviços e vendas (nomeadamente ocupações dos grandes grupos 7,8 e 9 da classificação portuguesa das profissões) são as que exigem menos competências consideradas abstratas, dado que elas são mais intensivas em skills rotino-manuais. Ocupações de apoio administrativo (nomeadamente profissões do grupo 4) são as que apresentam maior importância atribuída às skills rotino-cognitivas (que exigem a repetição da mesma tarefa, de forma exata e precisa), enquanto que operadores de máquinas e linhas de produção (em particular ocupações do grupo 7 e 8), tal como era esperado, são as que apresentam maior importância atribuída a tarefas rotino-manuais (tarefas que incluem

por exemplo a elaboração de trabalho que requer destreza manual e percepção espacial e temporal).

Como era também de esperar, as tarefas não-rotino analíticas são mais importantes em ocupações do grupo 1 e 2, e menos importantes nas ocupações mais elementares como o caso do grande grupo 8 e 9. Estas são tarefas que exigem a análise de dados e informação, pensamento criativo, interpretação de informação de outros e que portanto são dificilmente substituídas por tecnologia.

Outro resultado que vai de encontro ao esperado é o facto de ocupações do grupo 2, que engloba profissões como os professores, especialistas de contabilidade e finanças, especialistas da física, matemática e engenharias, onde se encontram predominantemente indivíduos com formação STEM, é atribuído um baixo *score* de tarefas rotino-manuais e não rotino manuais. Para além disso essas são profissões caracterizadas por uma maior importância de tarefas abstratas, daí serem apresentados valores superiores para a categoria das tarefas não-rotino analíticas. Acrescentar ainda que, nas ocupações de nível 1 e 2, é verificada alguma homogeneidade em termos de inputs das tarefas, isto é, para essas profissões, as tarefas não-rotino interativas/analíticas são quase todas consideradas de grande importância (com exceção da profissão 25), e os inputs não-rotino manuais e rotino-manuais, ao apresentarem valores inferiores a zero refletem a sua pouca importância na ocupação.

Com o auxílio da tabela, procedeu-se à construção do índice de rotinização das tarefas tal como descrito na seção metodológica. Este índice, usado por diversos autores, permite uma análise comparativa entre profissões mais e menos rotinizáveis, pelo que o seu valor não tem qualquer leitura específica. Desta forma, valores positivos deste índice caracterizam ocupações caracterizadas por tarefas mais repetitivas e rotineiras, ao passo que valores negativos retratam ocupações com predominância de tarefas mais abstratas e menos rotineiras. Sendo assim, a tabela Tabela 19 em Anexos mostra os respetivos valores desse índice para cada uma das profissões da Classificação Portuguesa das Profissões a 2 dígitos. Trata-se de um valor que caracteriza a ocupação, não alterando, por isso, em prazos de tempo curtos. Na Figura 2 encontramos o top 3 das profissões a 2 dígitos mais rotinizáveis (que apresentam por isso valores para o índice de rotinização das tarefas mais baixos) e menos rotinizáveis (que apresentam valores superiores para o índice de rotinização das tarefas).

Tabela 11 - Importância dos inputs das tarefas para cada ocupação a 1 dígito

CPP (2 dígitos)	Rotino- Cognitivo	Rotino- Manual	Não-Rotino Manual	Não-Rotino Interativas/Abstratas	Não-Rotino Analítica
11	-0,87	-1,19	-1,31	2,30	1,61
12	-0,48	-1,28	-1,36	1,68	1,42
13	-0,53	-0,78	-0,86	2,00	1,17
14	0,00	-0,64	-0,71	2,12	0,89
21	-0,30	-0,98	-0,91	0,54	1,83
22	-0,13	-0,83	-0,53	1,07	1,28
23	-1,18	-1,37	-1,29	1,65	1,19
24	-0,41	-1,48	-1,51	0,88	1,50
25	0,83	-0,76	-0,81	-0,36	1,53
26	-0,37	-1,08	-1,12	0,36	1,44
31	0,77	0,63	0,53	-0,02	0,42
32	0,71	-0,06	-0,03	0,45	0,69
33	0,60	-0,79	-0,81	0,18	0,50
34	-0,22	-0,45	-0,24	0,39	0,17
35	0,53	-0,12	-0,30	-0,75	0,74
41	1,12	-0,58	-1,03	-1,13	-0,41
42	1,55	-0,42	-0,92	-0,24	-0,31
43	1,59	-0,24	-0,77	-0,56	0,00
44	1,38	-0,31	-0,67	-0,99	-0,49
51	-0,05	-0,12	-0,13	0,27	-0,68
52	-0,71	-0,53	-0,62	-0,05	-0,84
53	-0,25	-0,71	-0,60	0,51	0,07
54	0,80	-0,28	0,68	1,04	0,41
61	-1,08	0,57	1,12	-0,76	-0,91
62	-1,15	0,61	1,22	-0,39	-0,72
71	-0,10	0,78	1,30	-0,07	-0,27
72	0,41	1,31	1,27	-0,61	-0,44
73	0,64	1,07	0,54	-1,28	-0,45
74	0,20	0,30	1,22	0,11	0,29
75	0,53	1,27	0,72	-1,08	-0,92
81	0,80	2,18	0,91	-0,77	-0,80
82	0,44	1,72	1,12	-0,77	-0,57
83	0,37	1,12	1,49	-0,27	-0,50
91	-0,42	0,84	0,74	-1,53	-1,55
92	-0,97	0,97	1,13	-0,79	-1,01
93	0,32	1,28	1,37	-0,72	-0,64
94	0,27	0,75	0,22	-0,71	-1,43
95	-4,08	-2,12	-1,56	0,60	-1,59
96	0,63	0,89	1,32	-1,16	-1,20

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Legenda: Verde: menos importante essas skills são na ocupação (valores inferiores); Vermelho: mais importante essas competências são importantes (valores superiores).

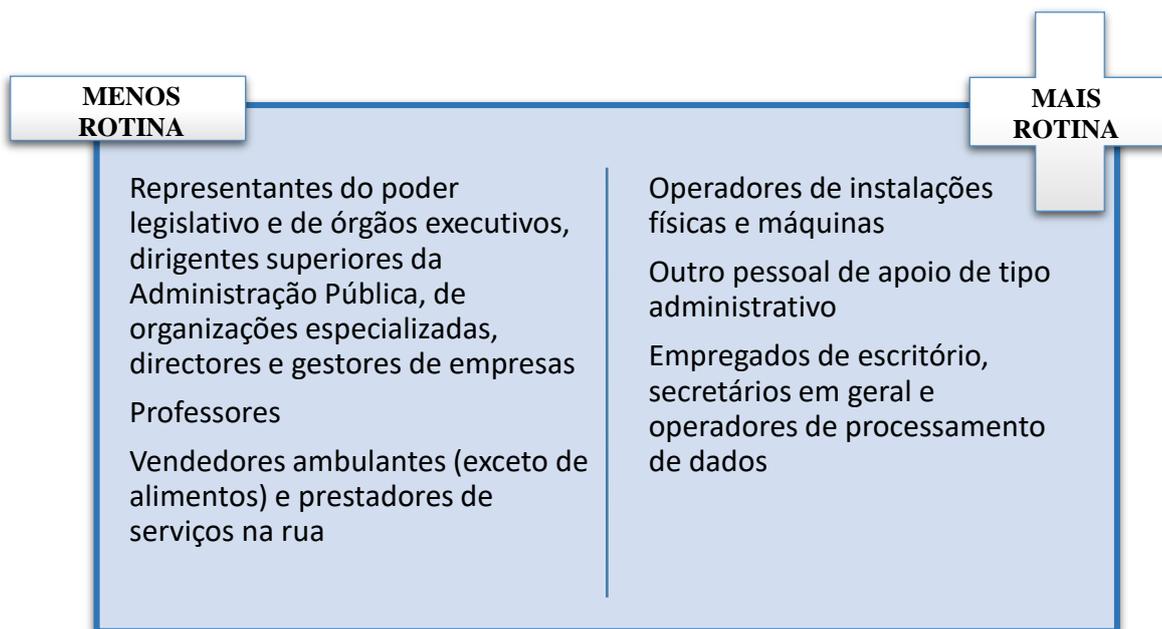


Figura 2 - Top 3 das profissões a 2 dígitos com IRT mais elevado e mais baixo

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Estes resultados vão de encontro ao esperado, dado serem profissões que desenvolvem tarefas essencialmente repetitivas e conseqüentemente, mais facilmente automatizadas. Sendo as profissões do grande grupo 2, aquelas onde predominam indivíduos com formação STEM, é ainda de considerar a ideia de que os empregos onde os diplomados STEM se encontram mais representados, são também alguns daqueles, que á luz da construção deste índice são menos rotinizáveis, e conseqüentemente, mais dificilmente substituídos por tecnologia, da qual a automação é um exemplo.

Com a construção do índice de rotinização de cada ocupação foram elaboradas várias análises. A primeira delas consiste em avaliar a evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas na economia portuguesa entre o período 2010-2018. Desta forma, e atendendo ao Gráfico 3 verifica-se uma tendência de crescimento do respetivo índice até 2015, ano em que se manteve praticamente estável. Tendo em conta que o valor deste índice não tem interpretação, apenas nos é possível referir que se registou uma tendência de crescimento, em termos médios, da rotinização dos empregos até 2015, o que vem assim contrariar a ideia evidenciada em H1.

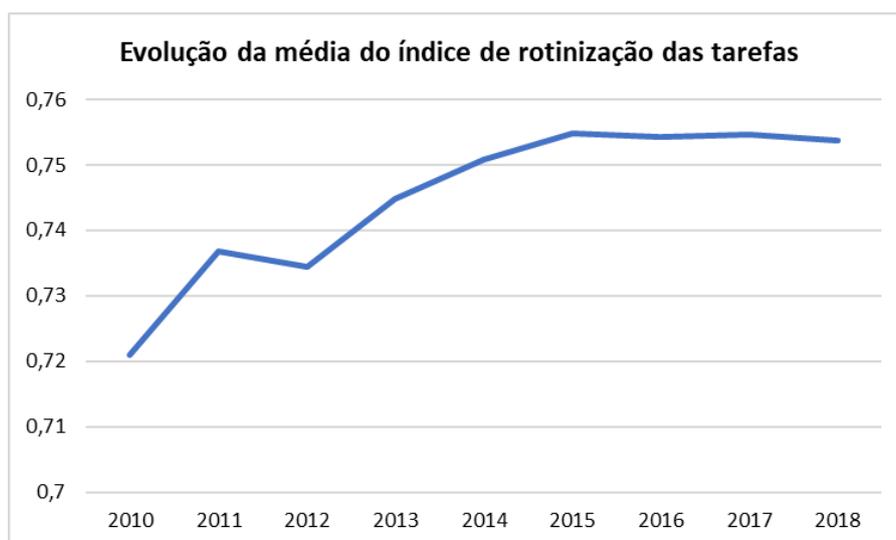


Gráfico 3 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas global

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

A análise anterior foi igualmente replicada, mas analisando a média ponderada do índice para diferentes faixas etárias e nível de formação (com formação superior vs sem formação superior). Nesse sentido, e segundo o Gráfico 4 e Gráfico 5, verificamos de forma imediata que indivíduos sem formação superior apresentam, para todas as faixas etárias, valores médios de índice de rotinização das tarefas superiores às dos indivíduos com formação superior. Este resultado permite-nos sublinhar a importância que o nível de educação apresenta em termos de ingresso em empregos mais ou menos rotinizáveis, pelo que, a existência de um diploma parece conferir vantagem em ingressar em empregos menos rotinizáveis, resultado que será explorado na estimação dos prémios salariais.

Em termos de faixas etárias, verificamos que independentemente da existência ou não de formação superior, os mais jovens encontram-se em empregos cujo índice de rotinização médio é superior e portanto, associados a empregos onde a possibilidade da tecnologia os substituir é mais elevada. Em contraste, verifica-se ainda que os indivíduos de faixas etárias mais velhas se encontram, em ambos os casos, com os menores valores para este índice, em termos médios. Isto significa, que a idade pode ser, a par da formação, um fator importante para a associação a empregos menos rotinizáveis, de tal forma que indivíduos das faixas etárias mais novas tendem a associar-se, em média, a empregos mais rotinizáveis e consequentemente mais facilmente substituídos pela tecnologia. Uma possível

razão para este resultado pode residir no facto de que a progressão da carreira (do qual os indivíduos mais velhos tendem a beneficiar) pressupõe o aumento de competências menos rotinizáveis como a gestão, liderança e motivação de equipas.

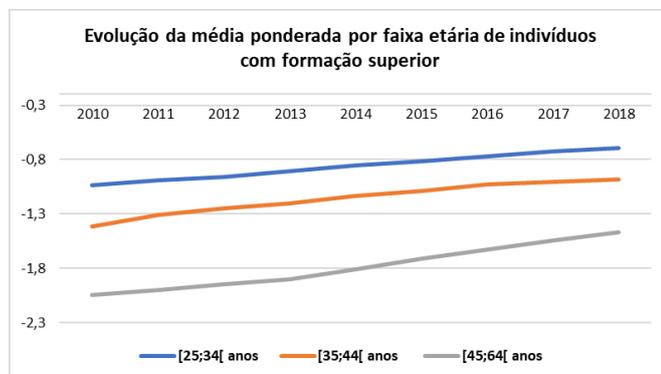


Gráfico 4 - Evolução da média ponderada do IRT por faixa etária para indivíduos com formação superior

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

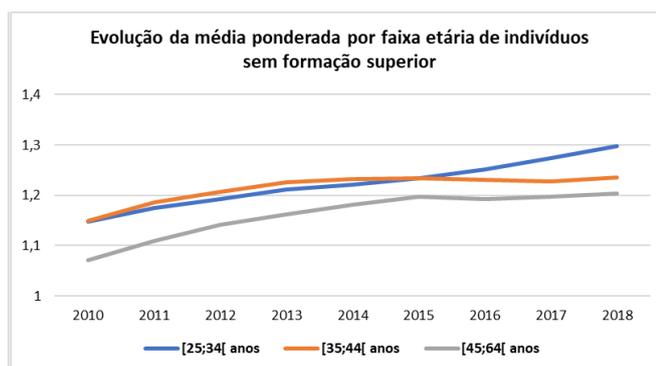


Gráfico 5 - Evolução da média ponderada do IRT por faixa etária para indivíduos sem formação superior

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Quando a análise é feita em termos regionais tendo em conta a classificação NUTS 2 (Nomenclatura das Unidades Territoriais ao nível 2) os resultados são igualmente reveladores da existência de disparidades. Da análise do Gráfico 6 verificamos que a região onde a média ponderada do índice de rotinização das tarefas é mais elevada é no Norte o que reflete uma predominância de ocupações mais rotinizáveis. Esta é uma região com um grande tecido empresarial, predominantemente industrial, sendo essa uma possível justificação destes valores. Por outro lado, a região de Lisboa e Vale do Tejo surge como a região com o índice de rotinização médio mais baixo refletindo uma potencial predominância de ocupações menos rotinizáveis. Em termos de crescimento dos valores

médios do índice não se registaram grandes oscilações, pelo que a passagem do tempo não altera a hierarquia das regiões com predominância de ocupações mais e menos rotinizáveis. Não deixa de ser igualmente interessante verificar que a região de Lisboa, que apresenta um menor valor índice de rotinização, é igualmente a que apresenta uma maior proporção de diplomados STEM face ao total do emprego, e que, ambas as tendências têm decrescido com a passagem do tempo.⁴⁵

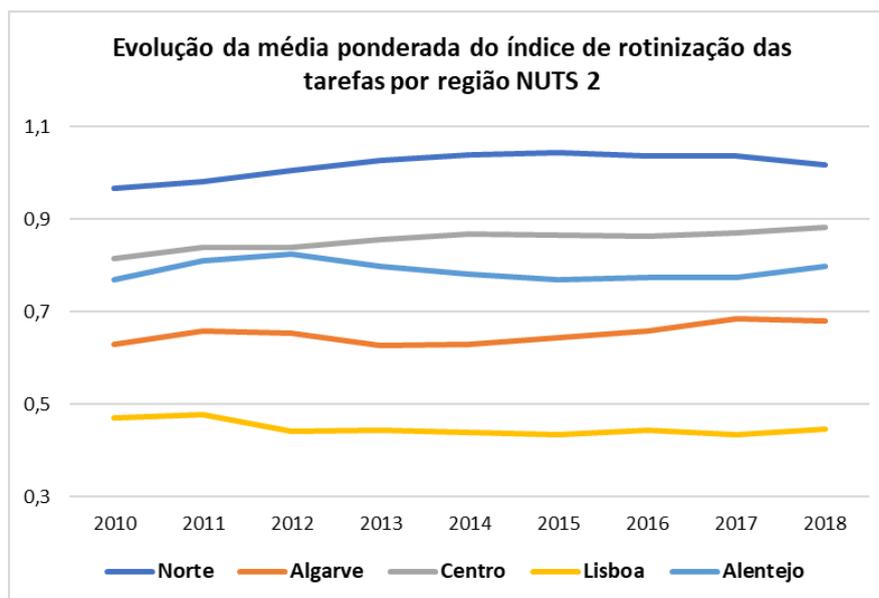


Gráfico 6 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por região NUTS 2 para Portugal Continental

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Uma outra análise interessante consiste em perceber a evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas de acordo com o nível de qualificação dos indivíduos. Esse resultado, é obtido no Gráfico 7, onde é visível o resultado de que quanto menor o nível de escolaridade dos indivíduos maior a rotinização das tarefas das ocupações em que estão empregues. Para além disso, a passagem do tempo não alterou esta tendência, tendo-se verificado apenas uma subida da média do índice usado para todos os níveis de escolaridade, tendo esse crescimento sido particularmente relevante para os mestres e licenciados.

⁴ Quando é feita a análise da evolução do emprego total e do emprego STEM por região, tal como se verifica na Tabela 20 e Tabela 21 em Anexos, verifica-se que o Norte é a região com maior percentagem de emprego, seguindo-se Lisboa. No entanto, é Lisboa que concentra a maior percentagem de diplomados STEM.

⁵ Durante a dissertação foi elaborado, apresentado e publicado um artigo científico no 28º Congresso da APDR (que decorreu entre 16 e 17 de setembro) relacionado com as disparidades do índice de rotinização das tarefas em termos regionais.

Seguidamente é apresentada um gráfico que combina nível de educação com área de formação, de tal forma que pretende-se avaliar a evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas para 4 grupos de indivíduos: licenciados com formação STEM, licenciados com formação não-STEM, mestres com formação STEM e mestres com formação não-STEM. Esses resultados constam no Gráfico 8. Desse diagnóstico verifica-se que entre desde 2012, independentemente do nível de escolaridade, que a média ponderada do índice é menor para indivíduos com formação STEM, o que significa um menor nível de rotinização dos seus empregos. Entre 2010 e 2012, os mestres não-STEM apresentam um valor do índice em termos médios menor que o dos licenciados STEM. Esta inversão de tendência vem assim reiterar o resultado de que os diplomados STEM, em termos médios, tendem a estar envolvidos em ocupações menos rotinizáveis conferindo-lhes vantagem face aos restantes dado que as suas tarefas são menos suscetíveis de serem substituídas pela tecnologia. Podemos ainda constatar que os mestres STEM têm-se mantido ao longo do tempo como sendo aqueles que apresentam menor média para o valor do índice de rotinização das ocupações onde estão empregues, ao contrário que, os licenciados STEM têm-se mantido como os que se encontram em ocupações que em média são mais facilmente rotinizáveis.

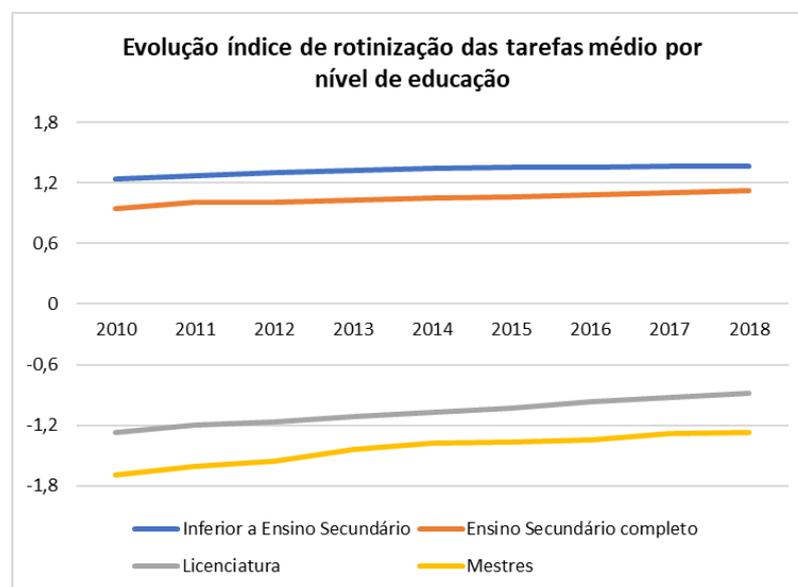


Gráfico 7 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por grau de qualificação
 Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

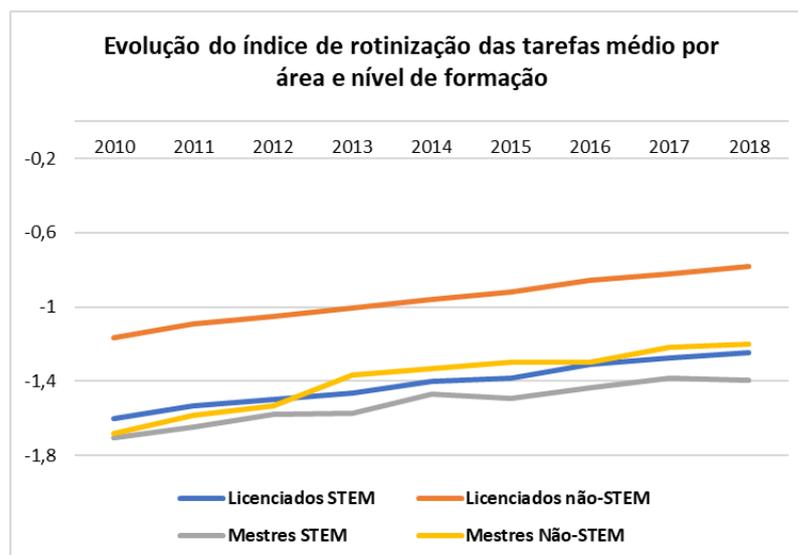


Gráfico 8 - Evolução da média ponderada do índice de rotinização das tarefas por grau de qualificação e área STEM vs Não-STEM

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Depois de uma breve descrição do mercado de trabalho em termos de rotinização das tarefas e respetiva ligação com a área STEM e nível de escolaridade, resta agora apresentar os valores do índice de segregação para diferentes categorias. Este índice mede as diferenças na distribuição ocupacional entre duas categorias que se pretendem analisar, e que neste caso, são indivíduos com formação STEM e indivíduos com formação não-STEM. Se o valor do índice for 0 significa que existe igualdade perfeita entre indivíduos com formação STEM e não-STEM empregues ao longo das ocupações, pelo contrário se for igual a 1 significa que os indivíduos com formação STEM e formação não-STEM se encontram em ocupações totalmente distintas. Os valores deste índice têm leitura, e representam a percentagem de emprego que teria que mudar para eliminar totalmente a segregação e obter um nível de segregação igual a 0.

Tabela 12 - Índice de dissemelhança para a economia como um todo por CPP e CAE

<i>Índice de dissemelhança CPP a 4 dígitos</i>	0,6791
<i>Índice de dissemelhança CPP a 3 dígitos</i>	0,6636
<i>Índice de dissemelhança da CAE REV.3 a 5 dígitos</i>	0,4887

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Atendendo à tabela anterior, Tabela 12, verificamos que de acordo com a Classificação das Atividades Económicas (CAE) o nível de segregação é menor, sendo necessário apenas que 48,87% dos indivíduos mudassem de setor de emprego para que se alcançasse segregação perfeita; ao contrário do que acontece ao longo da classificação portuguesa das

profissões a 4 dígitos e a 3 dígitos, onde, respetivamente, cerca de 67,91% e 66,36% dos indivíduos teriam de mudar de profissão para se alcançar segregação perfeita entre diplomados STEM e diplomados não-STEM.

De seguida, na Tabela 12 mostra-se os diferentes níveis de segregação para indivíduos STEM ao longo da CPP a 3 dígitos, CPP a 4 dígitos e ainda Classificação da Atividade Económica a 5 dígitos. À semelhança dos resultados anteriores, verifica-se uma maior segregação entre STEM e não STEM nas profissões a 4 dígitos. É ainda importante realçar que o nível de segregação diminui usando CPP a 3 e 4 dígitos. Esta diminuição do nível de segregação representa, por isso, uma deslocação de diplomados STEM entre ocupações, já que para se atingir integração perfeita ao longo do tempo, seria cada vez menor o número necessário de indivíduos mudarem de profissão.

Tabela 13 - Evolução do índice de dissemelhança entre STEM e não-STEM por CPP a 3d, a 4d e CAE a 5d

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
<i>Índice de Dissemelhança a CPP 3d</i>	0,6758	0,6743	0,6672	0,6658	0,6606	0,6626	0,6589	0,6600	0,6589
<i>Índice de Dissemelhança a CPP 4d</i>	0,6937	0,6916	0,686	0,6816	0,6776	0,6774	0,6729	0,6741	0,6731
<i>Índice de Dissemelhança a CAE REV.3 5d</i>	0,4900	0,4889	0,4942	0,4924	0,4918	0,4916	0,4868	0,4925	0,4942

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Para além da medição do nível de segregação de indivíduos com formação STEM e não-STEM, foi também elaborada uma análise do nível de segregação entre os diferentes níveis de educação: Ensino Secundário completo, licenciados e Mestres. A medição deste índice foi feita de acordo com a classificação das profissões a 3 dígitos. Na tabela seguinte, mostramos os resultados em termos globais, seguindo-se posteriormente a Tabela 14 a evolução ao longo do tempo do mesmo índice para as diferentes categorias.

Assim sendo, em termos globais verificamos que, para um nível de escolaridade inferior, o nível de segregação aumenta. Isto significa que, por exemplo, 41% dos mestres teriam que mudar de setor de atividade para se alcançar o mesmo nível de mestres e não mestres em todos os setores. Já para se alcançar a mesma percentagem de indivíduos com ensino secundário completo em todos os setores, essa mudança teria que ser de 52,43%.

Tabela 14 - Índice de disseminação por grau de qualificação para a economia como um todo

<i>Ensino Secundário Completo</i>	0,5243
<i>Licenciados</i>	0,4834
<i>Mestres</i>	0,4169

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

A análise para o período 2010-2018 é apresentada na Tabela 15. Nessa tabela, conseguimos perceber que quanto maior o grau de escolaridade, menor o índice de disseminação. Para além disso, na análise para os licenciados, verificamos que o índice seguiu uma trajetória decrescente o que significa que para obtenção de integração perfeita, isto é, igualdade de licenciados e não licenciados em todas as profissões a 3 dígitos, eram precisos cada vez menos indivíduos licenciados mudarem de profissão. Por exemplo, em 2010 eram necessários que cerca de 50,10% mudassem de profissão, e em 2018, apenas era necessário que 46,66% mudassem de profissão. Nos restantes níveis de escolaridade (Ensino Secundário e Mestres) não se verifica uma tendência que permita retirar conclusões relevantes.

Tabela 15 - Evolução do índice de disseminação ao longo das profissões a 3 dígitos, por nível de escolaridade

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
<i>Ensino Secundário completo</i>	0,5241	0,5284	0,5246	0,5246	0,5234	0,5254	0,5241	0,5243	0,526
<i>Licenciados</i>	0,501	0,5013	0,4932	0,4898	0,4852	0,4819	0,4742	0,4713	0,4666
<i>Mestres</i>	0,4231	0,4312	0,4294	0,4119	0,4105	0,4203	0,4304	0,4259	0,4387

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

Por fim, foram considerados os resultados do nível de segregação das profissões entre licenciados STEM e mestres STEM. Esses resultados constam, portanto, na tabela seguinte em termos globais, seguindo-se a respetiva evolução ao longo do tempo. O resultado desta análise sublinha a ideia de que há um menor nível de segregação entre os mestres STEM dentro das ocupações a 3 dígitos. Em termos evolutivos, esse valor não registou uma tendência merecedora de análise. Contrariamente ao que acontece com indivíduos mestres com formação STEM, o índice de disseminação para licenciados STEM mostrou um crescimento de 2012 em diante. Isto significa que em 2018 é necessário que mais indivíduos licenciados STEM mudem de profissão (a 3 dígitos), o correspondente a 48,51%, para se alcançar um equilíbrio perfeito, enquanto em 2012 apenas eram necessários que 45,43%

mudassem de profissão. Este resultado, sugere assim um aumento da concentração de indivíduos com formação STEM em determinadas ocupações, que é especialmente notório no caso dos licenciados.

Tabela 16 - Índice de dissemelhança ao longo da CPP a 3d para licenciados STEM e mestres STEM

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
<i>Licenciados STEM</i>	0,4533	0,4621	0,4543	0,4589	0,4637	0,4694	0,4739	0,4801	0,4851
<i>Mestres STEM</i>	0,3322	0,3348	0,3277	0,3246	0,3256	0,3295	0,3326	0,3341	0,3351

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16);

5.3. Preço e Retorno

5.3.1. Principais tendências do salário horário real

À semelhança do que foi feita nos subcapítulos anteriores, também neste é apresentado, de forma breve, um retrato da evolução do salário horário real dos indivíduos considerados, que representa mais um parâmetro relevante para a caracterização do mercado de trabalho. Desta forma, no Gráfico 9 e Gráfico 10 é visível a comparação do salário horário real de graduados e não graduados por faixa etária.

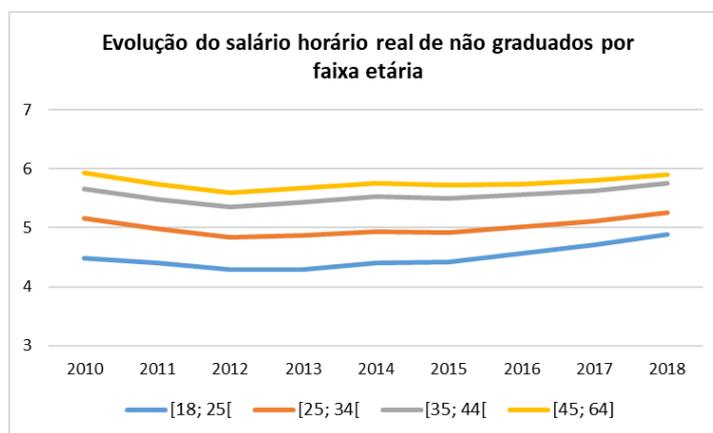


Gráfico 9 - Evolução do salário horário real de não graduados por faixa etária

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16)

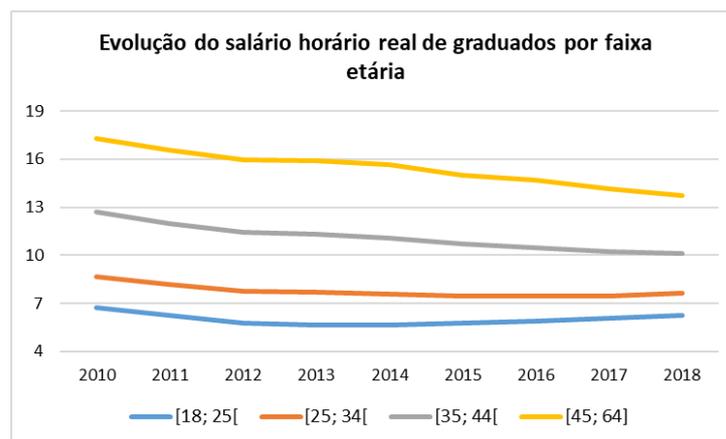


Gráfico 10 - Evolução do salário horário real de graduados por faixa etária

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *Software Stata16*)

Do confronto dos dois gráficos verifica-se, como seria de esperar, que os graduados ganham em média mais que os não graduados, independentemente da faixa etária. No gráfico dos graduados, uma possível justificação para os baixos valores nas faixas etárias mais novas é o facto de que muitas vezes, nestas faixas etárias, estes indivíduos estão a desempenhar outras funções que não as correspondentes à sua área de formação, envolvidos em contratos mais precários, o que reduz o seu salário horário. Apesar disso, verifica-se uma vantagem para os graduados nas faixas etárias mais elevadas que auferem um salário horário real bastante superior. Um outro dado relevante, é o facto de que de 2012 em diante, depois do período pós crise, verificou-se um aumento do salário horário real para todos os não graduados, ao passo que para os graduados, essa tendência tem-se mostrado decrescente. Entre 2010 e 2012, todos os grupos registaram um decréscimo, refletindo ainda possíveis efeitos da crise.

Quando é feita uma análise de acordo com o nível de rotina das ocupações, tal como mostra o Gráfico 11, verificamos que, em média, durante o período de tempo considerado, indivíduos empregues em profissões onde o índice de rotinização é negativo, ou seja, as tarefas são menos rotinizáveis e menos suscetíveis à automação e tecnologia, o salário horário real é superior, e tem registado tendência crescente, desde o período final da crise financeira. Realçar ainda, que apesar de ser, em média mais baixo, o salário das profissões onde o índice de rotina é positivo, tem igualmente crescido desde 2012.

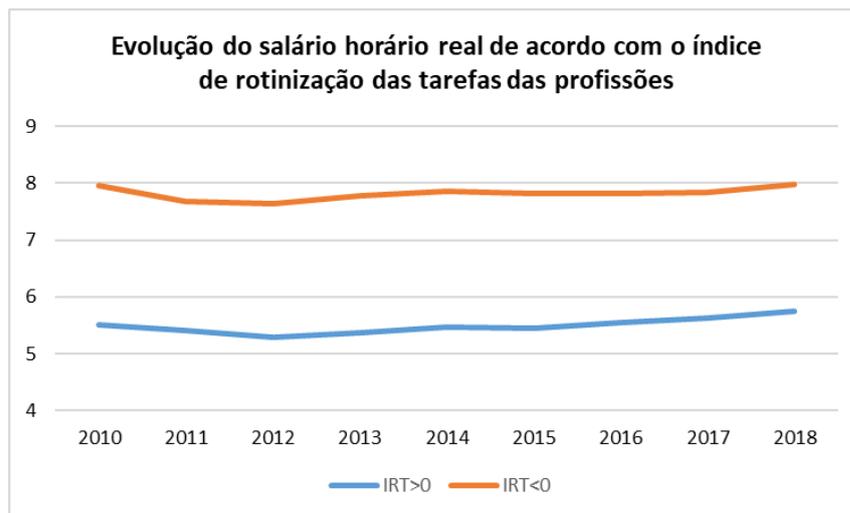


Gráfico 11 - Evolução do salário horário real para profissões com IRT positivo (mais rotina nas profissões) e IRT negativo (menos rotina nas profissões)

Fonte: Elaboração própria (com recursos a *software* Stata16)

5.3.2. Modelo OLS

Os principais resultados do modelo OLS com as diferentes combinações entre os termos de interação, numa primeira fase MESTRADO e STEM, e posteriormente a inclusão da rotinização das tarefas, são apresentados de seguida.

Os resultados apresentados têm por base os modelos descritos na secção da Metodologia, que consistem, no fundo, numa versão modificada das Equações Salariais de Mincer (1974). Nestes modelos, a nossa variável dependente são os salários horários reais sob a forma de logaritmos naturais, sendo que ao modelo base (1) são adicionados, posteriormente, um conjunto de blocos de variáveis. Assim, a esse modelo, é estimado um outro com a adição de controlos de variáveis para a empresa (2).

Antes de partir para a análise em detalhe de valores dos prémios salariais, importa referir que, dada a especificidade do modelo utilizado (a variável dependente está sob a forma de logaritmo natural), aos resultados presentes nas tabelas abaixo têm de ser aplicados sob forma de potência do número de Neper (e), com o objetivo de obter um valor mais exato do prémio salarial horário sob a forma de percentagem.

Importa fazer uma breve referência à significância estatística das diferentes variáveis. Esses resultados, apesar de estarem em anexo nas diferentes tabelas obtidas com recurso ao *software* Stata16, verifica-se que os resultados apresentados nos gráficos seguintes são todos

estatisticamente significativos a 1%. Trata-se de um resultado previsível dado o tamanho da base de dados, que por ser grande, representa um elevado conjunto de casos que permite a obtenção da significância estatística das variáveis. Da análise das Tabela 24 a Tabela 59, apenas se verificam oscilações na significância da variável *hours*, embora não sejam relevantes para a resposta à questão previamente definida. Desta forma, uma primeira análise incide sobre a evolução dos retornos da interação dos termos Mestrado e STEM, como previamente definido no Equação 3 e Equação 4.

Tendo em conta a Equação 3, representando graficamente em Gráfico 12 que inclui apenas algumas variáveis de controlo base, verificamos que o prémio salarial de todas as categorias consideradas é superior face à categoria de referência (licenciados não-STEM). Dessa análise verificamos ainda que posteriormente ao período pós- crise, o prémio salarial dos licenciados STEM, mestres-STEM e mestres não-STEM cresceu face ao retorno dos licenciados não-STEM, crescimento particularmente notório para os mestres STEM, cujo prémio aumentou mais de 10% entre 2010 e 2018, *ceteris paribus*. Como seria de esperar, é igualmente de considerar que a obtenção de um grau superior, independentemente da área, se traduz num melhor prémio salarial face aos licenciados.

No início do período em análise, o prémio salarial dos mestres STEM, era inferior ao dos mestres não-STEM, realidade que se torna mais visível com a introdução de variáveis de controlo da empresa, tal como se verifica no Gráfico 13. Este resultado, sugere que com a crise económica, se assistiu a uma valorização da formação STEM, em ambos os graus de formação, licenciados e mestres, mas particularmente acentuada para os segundos. A introdução destas variáveis provoca alterações na tendência do prémio salarial dos mestres STEM face ao dos licenciados não-STEM. Enquanto no modelo 1, esta categoria apresentava uma tendência crescente, com a introdução de novas variáveis de controlo, o prémio salarial de mestres não-STEM tem-se mantido constante, *ceteris paribus*. Apesar disso, esse prémio é superior em mais de 15% face ao dos licenciados não-STEM, sublinhando o resultado de que a aquisição de um novo grau de qualificação melhora o prémio salarial. Há uma notória vantagem em termos de prémio salarial para os indivíduos com formação STEM que tem aumentado ao longo do tempo face a licenciados não-STEM, acentuando-se as desigualdades entre áreas e tipo de formação.

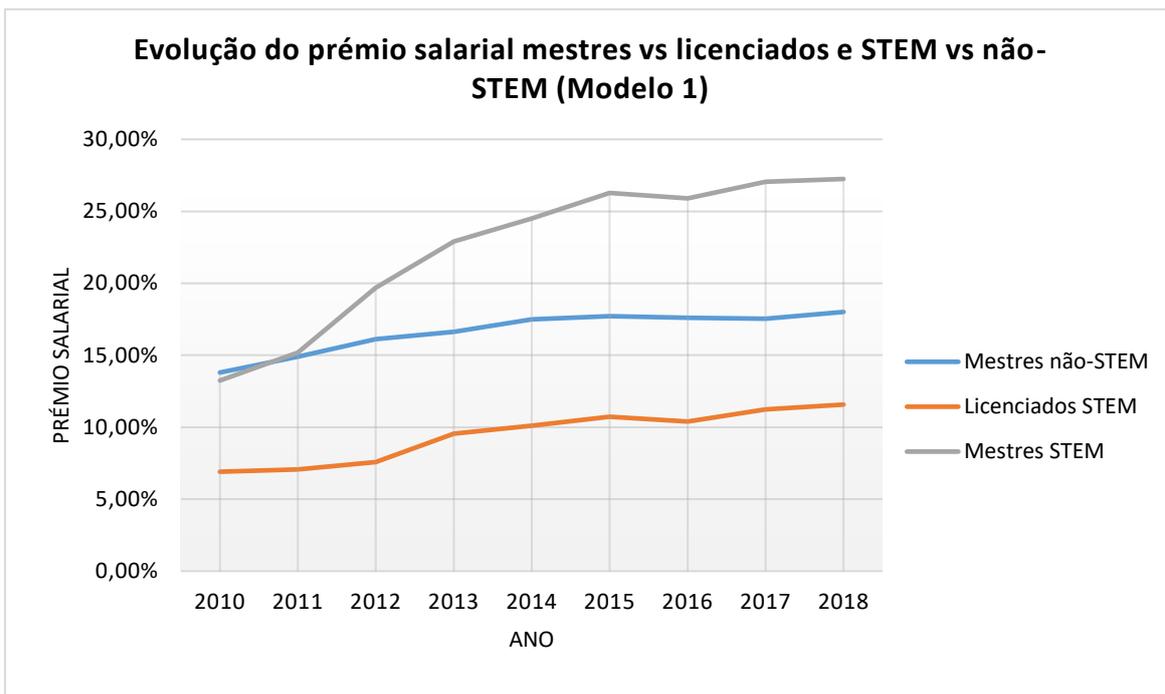


Gráfico 12 - Evolução do prémio salarial mestres VS licenciados e STEM VS não-STEM com variáveis de controlo base

Nota: todos os resultados são estatisticamente significativos a 1%.

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16).

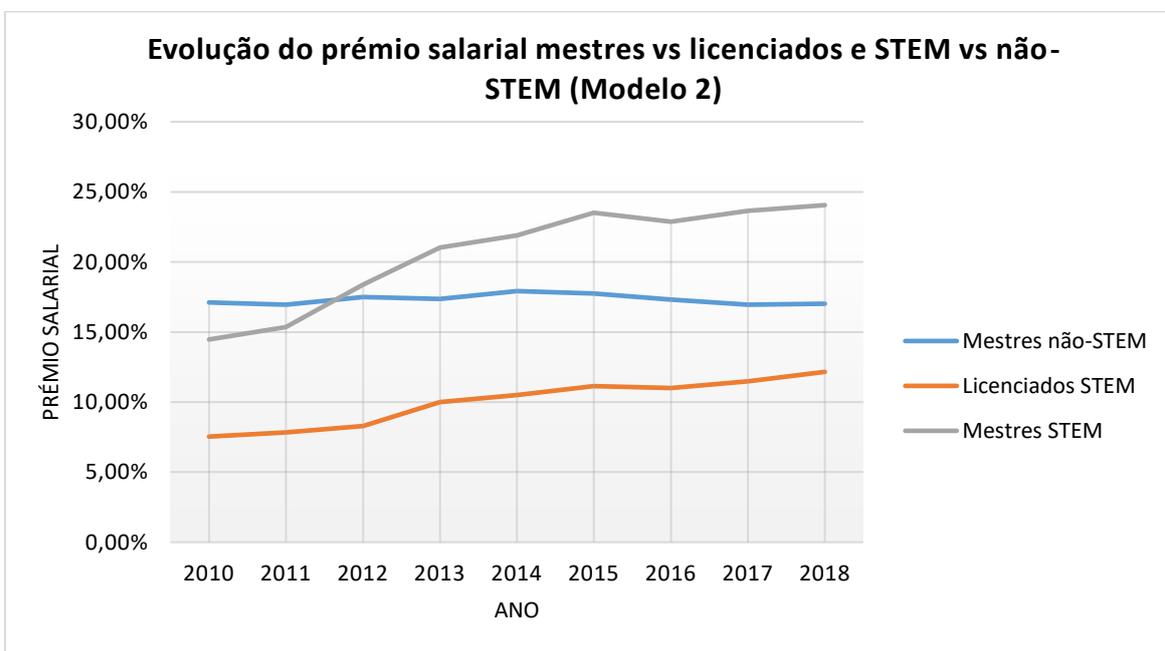


Gráfico 13 - Evolução do prémio salarial mestres VS licenciados e STEM VS não-STEM com variáveis de controlo base e de controlo das características da empresa

Nota: todos os resultados são estatisticamente significativos a 1%.

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16).

Os Gráfico 14 e Gráfico 15 introduzem uma nova combinação, a variável *dummy IRTI*, que assume o valor de 1 para ocupações menos rotinizáveis (valores inferiores ou iguais a zero), e 0 caso contrário, e permite assim combinar, face aos gráficos anteriores apresentados, a rotina das ocupações, com o grau (mestre ou licenciado) e ainda a área de formação (STEM ou não-STEM), tendo por referência os licenciados não-STEM em ocupações mais rotinizáveis. Como seria de esperar e se verifica, todos os grupos apresentam uma valorização, *ceteris paribus*, do prémio salarial face a este grupo, sugerindo que os licenciados não-STEM em ocupações com maior nível de rotina são os mais penalizados e que auferem um salário menor. Apesar disso, a Tabela 17 mostra um crescimento do emprego deste grupo.

Da análise ao modelo 1, que inclui como variáveis de controlo apenas algumas variáveis base, verificamos que, mantendo tudo o resto contante, os licenciados STEM em ocupações com mais rotina são os que apresentam um menor prémio salarial face aos licenciados não-STEM em ocupações com mais rotina, sugerindo que a área STEM, para a mesma classificação de ocupações (menos rotina) e mesmo grau (licenciados) permite melhores prémios salariais. Algo que já seria esperado e que vem reiterar resultados de trabalhos anteriores.

É ainda relevante considerar a diferença entre prémios salariais verificada entre mestres STEM em ocupações com mais rotina e mestres não-STEM em ocupações com mais rotina, sendo que o prémio salarial é maior para os indivíduos com formação STEM sublinhando novamente o resultado de que a formação STEM confere um prémio mais vantajoso entre os mestres em ocupações de maior rotina, *ceteris paribus*. Realçar ainda que quando comparando com o grupo dos mestres STEM em ocupações com menos rotina, constata-se que um nível de rotina menor da profissão dá um prémio salarial mais forte no mercado, *ceteris paribus*. A Tabela 17 mostra um crescimento do emprego em todas estas categorias, sendo particularmente maior para os mestres STEM em ocupações de menor rotina – grupo cujo prémio salarial tem crescido de forma mais significativa.

Quando a comparação é feita entre licenciados em ocupações com menos rotina, verificamos que indivíduos com formação STEM, *ceteris paribus*, apresentam um melhor prémio salarial, sendo que a diferença entre esses dois prémios face à categoria de referência tem aumentado ao longo do tempo. Este resultado sugere assim, que para o mesmo grau de

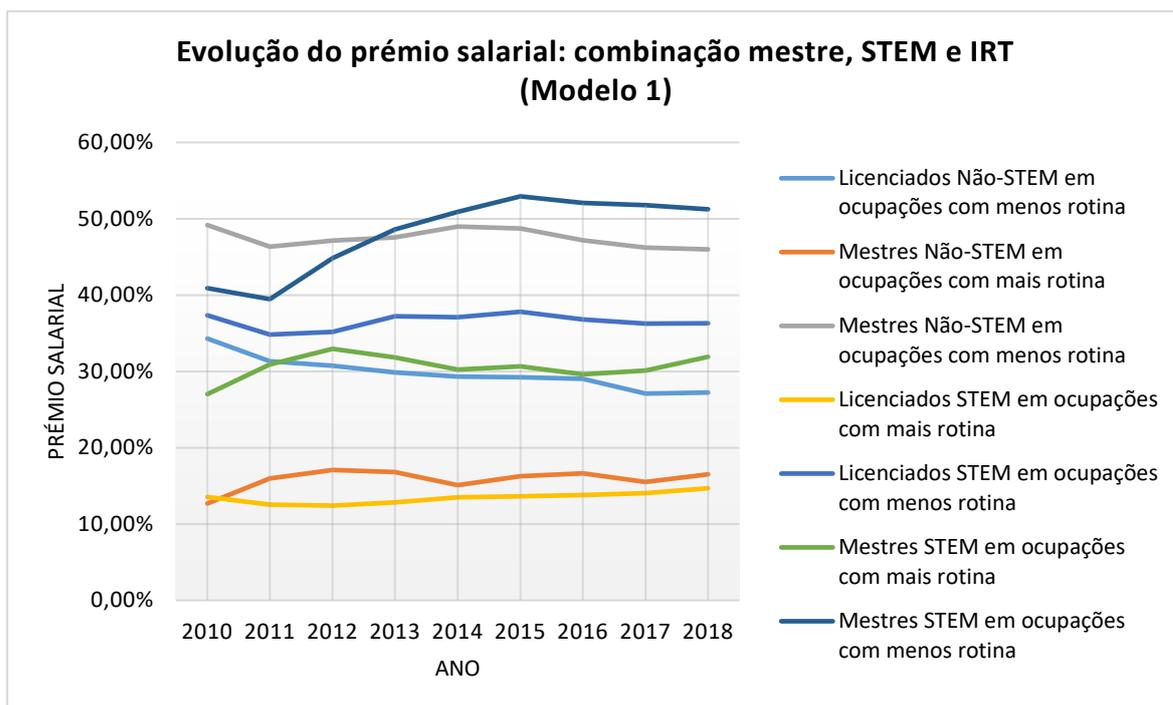


Gráfico 14 - Evolução do prémio salarial por grupos que combinam mestre, STEM e IRT com variáveis de controlo base

Nota: todos os resultados são estatisticamente significativos a 1%.

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16).

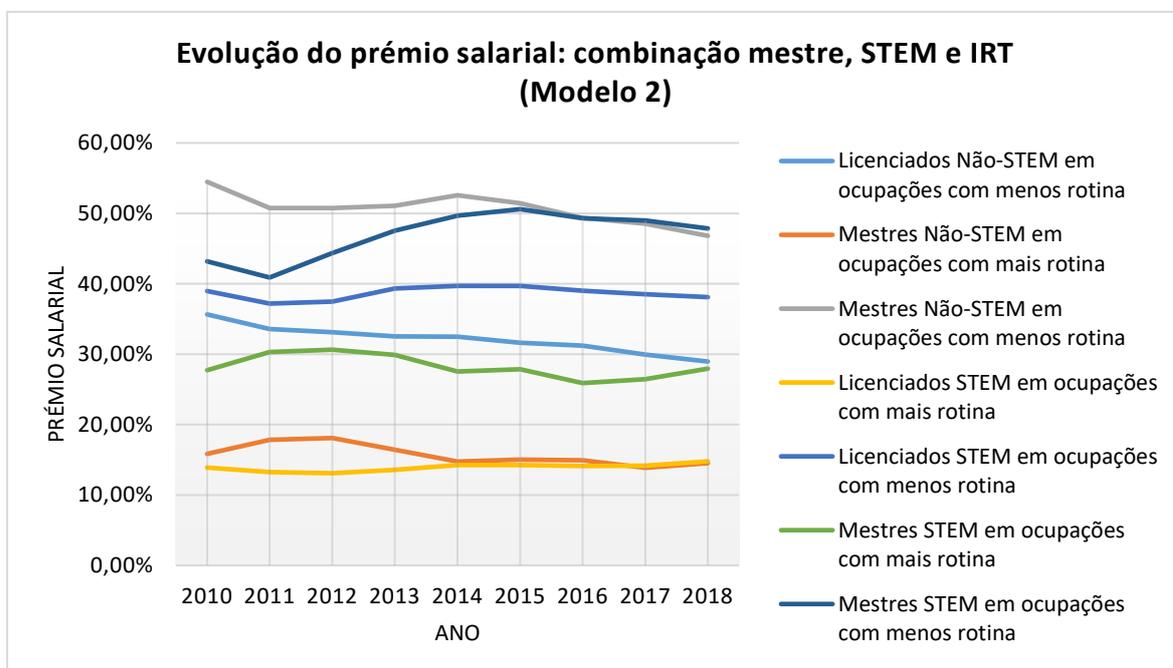


Gráfico 15 - Evolução do prémio salarial por grupos que combinam mestre, STEM e IRT com variáveis de controlo base e controlo de características da empresa

Nota: todos os resultados são estatisticamente significativos a 1%.

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16).

habilitações (neste caso licenciatura) e para o mesmo tipo de empregos (neste caso menos rotineiros) a formação STEM tem contribuído para um aumento da diferença no prémio salarial que beneficia os STEM. Este é também um resultado verificado no modelo 2, quando se inclui variáveis de controlo relacionadas com a empresa.

Apesar disso, no modelo 1 o prémio dos mestres STEM em ocupações com mais rotina cresce, *ceteris paribus*, superando o prémio dos licenciados não-STEM em ocupações de menos rotina. Este resultado, que quando controlado para diferentes variáveis apenas sugere uma aproximação entre os prémios salariais, sublinha uma possível valorização dos mestres STEM em ocupações de mais rotina reforçando a importância e valorização das áreas STEM neste tipo de ocupações. Essa valorização é também reforçada com o crescimento do prémio salarial dos licenciados STEM em ocupações de maior rotina, que no modelo 2 se aproxima do prémio dos mestres não-STEM em ocupações com mais rotina. Uma possível explicação para esta valorização pode residir no facto de que a tecnologia pode estar a substituir mão de obra menos qualificada em ocupações mais rotineiras, sendo simultaneamente necessário cada vez mais indivíduos com formação mais qualificada na área da engenharia e tecnologia. Em paralelo, com a análise da Tabela 17, verificamos ainda que a percentagem de mestres STEM face ao total de diplomados, registou um ligeiro aumento entre 2010 e 2018 refletindo uma possível necessidade deste tipo de qualificações com a passagem do tempo. Apesar de este resultado sugerir um potencial efeito de complementaridade (verificado em Deming & Noray, 2018) entre os graduados STEM e as ocupações de maior rotina (que implementam sucessivamente novas tecnologias), trata-se de uma possibilidade que carece de melhor análise e estudos com mais detalhe na exploração desse efeito.

Ao verificar-se que os grupos em análise associados a ocupações de menor rotina (licenciados STEM em ocupações de mais rotina, mestres não-STEM em ocupações de mais rotina e mestres STEM em ocupações de mais rotina) são aqueles, que segundo o modelo 2 (e em parte também verificado no modelo 1), verificam os menores prémios salariais, podemos apontar que o acesso a empregos de maior ou menor rotina tem impactos diretos no prémio salarial auferido. Esse efeito tende a impactar de forma negativa os indivíduos empregues em ocupações de maior rotina, *ceteris paribus*. Apesar disso, entre 2010 e 2018, verificou-se um aumento notório da percentagem do emprego dos licenciados não-STEM e mestres não-STEM em ocupações de maior rotina tal como evidenciado na Tabela 17. No

entanto, o acesso a ocupações de maior e menor rotina, para além da área de formação e nível de qualificação, é uma possível fonte de desigualdades entre os indivíduos.

Para ambos os modelos, a diferença entre o prémio salarial de mestres STEM e não STEM em ocupações com menos rotina, mantendo tudo o resto constante, diminui com o passar do tempo, chegando a observar-se para o modelo 1 um crescimento acentuado do prémio salarial dos mestres STEM neste tipo de ocupações. Desta forma, a formação STEM tem conferido uma evolução no sentido de melhor prémio salarial quando a análise é feita para o mesmo grau de habilitação (mestres) e nível de rotina das ocupações (menor rotina), beneficiando indivíduos com formação STEM.

Analisando apenas os grupos de menor rotina, verificamos uma diminuição do prémio salarial para indivíduos com formação não-STEM (sejam eles mestres ou licenciados); por outro lado o prémio salarial dos licenciados STEM tem, aparentemente, oscilado pouco, ao contrário do que acontece com o prémio salarial dos Mestres STEM nestas ocupações que registou um crescimento. Este resultado sublinha, por um lado, o benefício de ser STEM em ocupações menos rotinizáveis e menos suscetíveis à tecnologia, apontando uma potencial complementaridade destes indivíduos nestas ocupações.

O efeito da crise económica, à luz dos gráficos anteriores, parece ter produzido, como esperado, efeitos diferentes nos grupos em análise. De tal forma que ao assistirmos de 2012 em diante a um crescimento do prémio salarial para indivíduos mestres com formação STEM em profissões de menor grau de rotina e em licenciados STEM em ocupação de maior e menor rotina verifica-se uma valorização no mercado de trabalho dos diplomados STEM. Contrariamente a esta realidade, verificamos que a crise económica, aparentemente e mantendo tudo o resto constante, produziu efeitos negativos em termos de prémio salarial para os indivíduos licenciados com formação não-STEM em ocupações mais rotineira e mestres não-STEM em ocupações de menos rotina.

Em suma, e como seria de esperar, verifica-se um melhor prémio salarial quando se obtém um novo grau de qualificação, ou seja, para mestres face a licenciados. No entanto, verificou-se igualmente que existem desigualdades ao nível dos prémios salariais quando a análise engloba também o nível de rotinização das ocupações, tendo-se verificado uma penalização para os diplomados STEM e não-STEM em ocupações mais rotineiras.

Tabela 17 - IRT médio, % de emprego de diplomados de acordo com nível de rotinização em 2010 e 2018

	2010				2018			
	Licenciados		Mestres		Licenciados		Mestres	
	STEM	não-STEM	STEM	não-STEM	STEM	não-STEM	STEM	não-STEM
IRT médio	-1,60	-1,16	-1,71	-1,68	-1,24	-0,78	1,39	-1,20
% emprego com + rotina	5,903%	23,096%	0,282%	0,795%	5,534%	26,324%	0,949%	2,302%
% emprego com - rotina	18,138%	48,223%	1,195%	2,368%	13,877%	42,475%	3,348%	5,191%

6. Conclusões

O principal desafio proposto para este estudo era o de estabelecer uma relação entre o nível de rotinização das tarefas, que permite avaliar a suscetibilidade de determinadas tarefas e ocupações à tecnologia, e o seu impacto nos retornos dos diplomados STEM e não-STEM. Trata-se de um debate pouco abordado na literatura, dado que muitos dos estudos focados na estimação de retornos avalia a questão das diferentes áreas ou as questões de género. O objetivo desta dissertação é o de investigar uma potencial ligação com a rotinização das tarefas, em concreto avaliar o índice de rotinização em ocupações com predominância de indivíduos STEM e, seguidamente, avaliar os impactos que as ocupações de maior e menor rotina têm nos prémios salariais dos diplomados STEM face aos diplomados não-STEM.

A tecnologia surge como um dos principais eixos de transformação do mercado de trabalho, sobretudo com impactos diretos ao nível dos diplomados. Se, até então, se tinha verificado que novas tecnologias tinham um papel preponderante na substituição das tarefas mais repetitivas, entediantes e perigosas e que essas tarefas estavam sobretudo associadas a trabalhadores menos qualificados, recentemente tem-se assistido a uma polarização do emprego que tem provocado também uma destruição do emprego associado a ocupações que, pelo contrário também exigem qualificações medianas e tipicamente rotineiras. Com a introdução de novas tecnologias colocam-se novos desafios a indivíduos, organizações e decisores de política pública no que diz respeito a possíveis desigualdades que elas possam produzir no mercado de trabalho, nomeadamente de diplomados. Esse debate que alia tecnologia, mercado de trabalho e áreas de formação é ainda muito reduzido, pelo que a intenção principal deste estudo é o de desenvolver um contributo nesse sentido, abrindo novas questões para estudos futuros.

Este estudo propôs assim uma metodologia que interligasse o efeito da rotinização das ocupações, área de formação (STEM e não-STEM) e nível de graduação, permitindo caracterizar a dinâmica do emprego em Portugal Continental e avaliar a evolução do prémio salarial entre diversos grupos, através da estimação de equações Mincerianas para diferentes grupos.

Depois de elaborado um retrato das qualificações em Portugal nos anos em análise (2010 a 2019), onde se verificou uma melhoria das qualificações em termos gerais na economia portuguesa, procede-se a uma análise da predominância dos diplomados STEM

por ocupações. Dessa análise é possível ainda concluir que é nas ocupações do grupo 2 (Especialistas das atividades intelectuais e científicas), onde se encontram predominantemente indivíduos com formação STEM, ocupações essas às quais corresponde um baixo *score* de tarefas rotino-manuais e não rotino manuais, sendo profissões caracterizadas por uma maior importância de tarefas abstratas (não se rejeita H0). Esta caracterização aliada aos cálculos do índice de dissemelhança, permitem verificar que o mercado dos diplomados STEM se tem mantido concentrado e estável.

Concluiu-se ainda pela existência de disparidades, em termos de rotinização média, associada às diferentes regiões, faixas etárias e níveis de qualificação. Por um lado, o Norte surge como a região que apresenta o índice de rotinização mais elevado, sendo uma possível justificação a predominância do setor industrial na região; os mais jovens são aqueles que se encontram, em média, associados a índices de rotinização mais elevados, o que permite concluir que os jovens podem estar associados, numa primeira fase a empregos que englobam tarefas mais rotineiras e repetitivas e que com a passagem do tempo, a progressão na carreira, as suas tarefas vão-se alterando; e por nível de qualificação, os resultados sugeriram que quanto maior o nível de qualificação, menor era nível de rotinização das profissões em termos médios.

Com a estimação dos prémios salariais, tendo por base dois grupos de variáveis de controlo (um base e outro relacionado com as características das empresas) verificou-se que com a crise económica, se assistiu a uma maior valorização da formação STEM, em ambos os graus de formação, licenciados e mestres, mas particularmente acentuada para os segundos. Ou seja, há uma notória vantagem, em termos de prémio salarial, para os indivíduos com formação STEM que tem aumentado ao longo do tempo, face a licenciados não-STEM, acentuando-se as desigualdades entre áreas e tipo de formação. Esta realidade traduz, conseqüentemente, uma melhor remuneração para indivíduos com formação STEM (não se rejeita H2).

A introdução da variável de rotina nas estimações permitiu igualmente verificar e consolidar alguns dos resultados verificados na literatura, abrindo novas questões para investigações futuras. Dessa análise é possível concluir que os licenciados não-STEM em ocupações com maior nível de rotina (categoria de referência) são os mais penalizados e que auferem um salário menor.

Desta forma, a formação STEM tem conferido uma evolução no sentido de maior diferença no prémio salarial relativamente à formação não STEM, quando a análise é feita para o mesmo grau de habilitação (mestres ou licenciados) e nível de rotina das ocupações (menor rotina ou maior rotina), tendendo a beneficiar sobretudo os indivíduos com a primeira formação (não se rejeita H2.1). Este é por isso um resultado consistente com os resultados de alguns autores que sublinham o aumento dos retornos salariais das áreas STEM (Altonji et al., 2014; Kim et al., 2015; Webber, 2014b, 2014a). Os resultados sugerem igualmente uma valorização das áreas STEM em diversos grupos, que é particularmente maior no caso das ocupações de maior rotina (não se rejeita H.2.2). Este resultado, aliado ao ligeiro crescimento dos mestres STEM em ocupações de maior rotina, pode ser explicado pelo facto de ser necessário cada vez mais indivíduos com formação mais qualificada na área da tecnologia e engenharia, funcionando estes como elementos complementares à tecnologia que começa a ser cada vez mais implementada em contextos de maior rotina, o que valoriza o seu prémio salarial. Apesar de ser um resultado que merece melhor análise e estudos mais detalhados, é uma ideia consistente com a literatura, na medida em que Frey & Osborne, 2017 reporta que as áreas STEM têm pouca suscetibilidade de computadorização devido ao grau de inteligência criativa que requerem e ao grau de complementaridade com tarefas abstratas e não rotineiras, tal que retorno de áreas associadas a empregos mais suscetíveis à automação (mais intensivas em rotina) venha a diminuir (Acemoglu & Autor, 2011; D. Autor & Dorn, 2009; Deming & Noray, 2018; Goos et al., 2009; Nedelkoska & Quintini, 2018; Pouliakas, 2018). É ainda um resultado consistente com a ideia de que o progresso tecnológico pode contribuir para um aumento da procura de trabalhadores qualificados para criar, gerir, analisar, solucionar e reparar a própria tecnologia, tarefas e competências tipicamente associadas a carreiras STEM.

Para além disso, é ainda de considerar um outro importante resultado: o acesso a ocupações com níveis de rotina diferentes contribui, *ceteris paribus*, para diferenças no prémio salarial. Este efeito, que tende a reduzir o prémio salarial dos que desempenham funções em ocupações de maior rotina é também um fator importante a ter em conta para além do tipo e nível de formação.

Apesar de todos os resultados alcançados que vão de encontro ao desafio proposto, este estudo apresenta algumas limitações. São elas que dão contributos para estudos posteriores continuem a ser desenvolvidos. Primeiro, a falta de variáveis que considerem,

por exemplo, o background familiar e as capacidades inatas (por exemplo, a média de ingresso no ensino superior que serviria como proxy). Desta forma, a principal limitação assenta no facto de, para controlar os eventuais efeitos de *ability bias* no modelo OLS sendo necessário um conjunto de outras informações relevantes (testes de capacidades cognitivas, resultados de exames de acesso ao Ensino Superior, testes psicotécnicos, entre outros) que não estavam disponíveis na base de dados utilizada.

Assim sendo, como investigação futura sugere-se a introdução de novas variáveis, que permitam correções de *ability bias*. Simultaneamente a estimação de novos modelos com outros conjuntos de variáveis de controlo que tivessem em conta desajustamentos, designadamente o match/mismatch entre aquela que é a área de formação do indivíduo e o tipo e nível de exigência das funções que desempenha na sua profissão podem ser relevantes. Para além disso, pode ainda ser desenvolvida uma classificação própria para as ocupações com um nível de detalhe mais elaborado, tendo em conta o índice de rotinização das tarefas, bem como a atualização do estudo para dados de 2019, já disponíveis, mas que à data do início desta dissertação ainda não estavam.

Este estudo tinha como um dos seus principais objetivos o de avaliar potenciais disparidades em termos de prémio salarial mediante o nível de rotina das ocupações e associando com os diplomados STEM. Trata-se de uma temática que começa agora a ser abordada na literatura e que por isso, os resultados apresentados podem também ser uma fonte de novas investigações. Novos estudos que explorem o possível efeito de complementaridade abordado anteriormente, a par de efeitos de substituição entre tecnologia e mão de obra menos qualificada, com mais clareza e usando modelos econométricos adequados devem ser desenvolvidos com o objetivo de continuar o desenvolvimento da ligação entre estas duas temáticas.

Em suma, devido ao constante crescimento no ingresso de estudantes no Ensino Superior, torna-se fundamental estudar a questão dos retornos e prémios salariais por área de estudo e também por ciclo de ensino que os indivíduos poderão enfrentar, posteriormente, no mercado de trabalho. Só desta forma, os agentes económicos conseguem ter toda a informação necessária para fazerem as opções e escolhas de consumo e investimento de forma consciente e informada. Neste caso, no que se refere ao investimento na sua qualificação. É por isso, que os resultados apresentados neste estudo são um contributo relevante, na medida em que exigem um olhar atento dos decisores de política pública,

sobretudo na implementação de políticas de qualificação adequadas que não sobrecarreguem o mercado de trabalho e que permitam conferir o retorno adequado a cada tipo de formação. Desta forma, as políticas públicas devem igualmente assegurar o desenvolvimento de mecanismos corretos (de propinas, vagas de concurso de determinadas áreas limitadas, políticas de mobilidade entre empregos e profissões) alinhados com as próprias necessidades do mercado e avanço da sociedade.

Referências

- Acemoglu, D., & Autor, D. (2011). Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings. In *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4, Issue PART B). Elsevier Inc. [https://doi.org/10.1016/S0169-7218\(11\)02410-5](https://doi.org/10.1016/S0169-7218(11)02410-5)
- Acemoglu, D., & Autor, D. (2017). What Does Human Capital Do? A Review of Goldin and Katz's The Race between Education and Technology. *Journal of Economic Literature*, 50(2), 426–463. <https://www.canada.ca/en/immigration-refugees-citizenship/news/notices/supplementary-immigration-levels-2018.html>
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2017). *ROBOTS AND JOBS: EVIDENCE FROM US LABOR MARKETS* (Vol. 23285).
- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2019). Artificial Intelligence, Automation, and Work. *The Economics of Artificial Intelligence*, 197–236. <https://doi.org/10.7208/chicago/9780226613475.003.0008>
- Altonji, J., Blom, E., & Meghir, C. (2012). Heterogeneity in Human Capital Investments: High School Curriculum, College Major, and Careers. NBER Working Paper No. 17985. *National Bureau of Economic Research*. <https://doi.org/10.3386/w17985>
- Altonji, J., Kahn, L. B., & Speer, J. D. (2014). Trends in earnings differentials across college majors and the changing task composition of jobs. *American Economic Review P&P*, 104(5), 387–393.
- Alves, N., Centeno, M., & Novo, A. (2010). Investment in Education in Portugal: Returns and Heterogeneity. In *Banco de Portugal Economic Studies* (Vol. 16, Issue 1).
- Asadullah, M. N. (2009). Returns to private and public education in Bangladesh and Pakistan: A comparative analysis. *Journal of Asian Economics*, 20(1), 77–86. <https://doi.org/10.1016/j.asieco.2008.05.004>
- Asker, E. H., Baum, S., Breneman, D. W., Doti, J. L., Dondar, H., Greene, D. L., Hu, S., Hearn, J. C., Lapovsky, L., Lasher, W. F., Lewis, D. R., Mumper, M., Paulsen, M. B., John, E. P. St., Smart, J. C., Toutkoushian, R. K., Voorhees, R. A., & Zumeta, W. (2001). *The Finance of Higher Education: theory, Research, Policy and Practice* (M. B. Paulsen & J. C. Smart (eds.)). http://www.ghbook.ir/index.php?name=سراسری رسانه مجموعه مقالات دومین هم اندیشی سراسری رسانه و تلویزیون و &option=com_dbook&task=readonline&book_id=13629&page=108&chkhask=03C706812F&Itemid=218&lang=fa&tmpl=component
- Autor, D., & Dorn, D. (2009). Inequality and specialization: the growth of low-skill service jobs in the United States. *NBER Working Paper Series*, 15150.
- Autor, D., & Dorn, D. (2013). The Growth of Low Skill Service Jobs and the Polarization of the.

- National Bureau of Economic Research Working Paper Series, 15150*, 1689–1699.
- Autor, D. H. (2007). Structural Demand Shifts and Potential Labor Supply Responses in the New Century. *Proceedings Issue 52*, 162–238.
- Autor, D. H. (2010). *U.S. Labor Market Challenges over the Longer Term*. 6, 1–38.
economics.mit.edu/files/6341
- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? the history and future of workplace automation. *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3–30.
<https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- Autor, D. H. (2019). Work of the Past, Work of the Future. *AEA Papers and Proceedings*, 109, 1–32. <https://doi.org/10.1257/pandp.20191110>
- Autor, D. H., Katz, L. F., & Kearney, M. S. (2006). The polarization of the U.S. labor market. *American Economic Review*, 96(2), 189–194. <https://doi.org/10.1257/000282806777212620>
- Autor, D. H., Levy, F., & Murnane, R. J. (2003). The Skill Content Of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, November, 1279–1333.
- Autor, D. H., & Price, B. (2013). The Changing Task Composition of the US Labor Market: An Update of Autor, Levy, and Murnane (2003). *MIT Working Paper, 2003*, 1–19.
- Autor, D., Mindell, D., & Reynolds, E. (2005). The Work of the Future. In *The Work of the Sun: Literatur, Science and Plitical Economy*.
- Balliester, T., & Elsheikhi, A. (2018). The Future of Work: A Literature Review. In *ILO Research Department - Working Paper (Issue 29)*.
- Becker, G. (1994). Human Capital Revisited. In *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis with Special Reference to Education* (3rd ed., Issue January, pp. 15–28).
<http://repositorio.unan.edu.ni/2986/1/5624.pdf>
- Becker, G. S. (1962). Investment in Human Capital: A Theoretical Analysis. In *The Journal of Political Economy: Vol. LXX* (Issue 5, pp. 9–49).
- Becker, G. S. (1992). Nobel Lecture: The Economic Way of Looking at Life. *Journal of Political Economy*, 101, 385–409. https://chicagounbound.uchicago.edu/law_and_economics
- Becker, W., Lewis, D. R., Hoenack, S. A., Pencavel, J., Aschauer, D. A., McMahon, W. W., Howe, W. J., Solmon, L. C., Fagnano, C. L., Jones, B. D., & Vedlitz, A. (1993). *Higher Education and Economic Growth Higher Education and Economic Growth Edited b (W. E. Becker & D. R. Lewis (eds.))*. Springer Science+Business Media New York. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-8167-7>
- Bettio, F., & Rinaldi, R. (2019). An empirical study on the relationship between technological innovation and the task structure of jobs. In *DEStech Transactions on Economics, Business*

- and Management*. <https://doi.org/10.12783/dtem/emba2019/29368>
- Blinder, A. S. (2009). How Many US Jobs Might Be Offshorable? *World Economics*, 10(2), 41–78.
- Brewer, D. J., & Ronald, G. (1996). Does it pay to attend an elite private college? Cross cohort evidence on the effect of college quality on earnings. *NBER Working Paper Series*, 5613, 1–18.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The Second Machine Age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- CIPD. (2013). *Megatrends: The trends shaping work and working lives*.
- CIPD. (2019). Ageing gracefully: the opportunities of an older workforce. In *CIPD (Chartered Institute of Personnel and Development)* (Issue October).
- CIPD. (2020). *People Profession 2030: A collective view of future trends* (Issue May).
- Consoli, D., Marin, G., Marzucchi, A., Vona, F., Ramirez Development Matias Ramirez, M., Joe Tidd, S., Sato, C., CEYSato, S., Maria Savona, S., Mazzucato, M., & Stirling Transitions ACStirling, A. (2015). Do green jobs differ from non-green jobs in terms of skills and human capital? *SPRU Working Paper Series (ISSN 2057-6668)*. 16, 40.
www.sussex.ac.uk/spru/research/swps%0Awww.researchgate.net/journal/2057-6668_SPRU_Working_Paper_Series
- Cruz, A. P. S. (2013). Earnings Functions, rates of return, and treatment effects: The mincer equation and Beyond. *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- Daoud, Y. (2005). Gender gap in returns to schooling in Palestine. *Economics of Education Review*, 24(6), 633–649. <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2004.09.007>
- Del Rio-Chanona, R. M., Mealy, P., Beguerisse-Díaz, M., Lafond, F., & Farmer, J. D. (2021). Occupational mobility and automation: a data-driven network model. *Journal of the Royal Society, Interface*, 18(174), 20200898. <https://doi.org/10.1098/rsif.2020.0898>
- Deloitte. (2016). The Future of the Workforce Critical drivers and challenges. In *Deloitte*.
- Deming, D., & Noray, K. (2018). *STEM Careers and Technological Change*.
<https://doi.org/10.3386/w25065>
- Denison, E. (1962). Education, Economic Growth, and Gaps in Information. In *Investment in Human Beings: Vol. LXX* (Issue 5, pp. 124–128). *The Journal of Political Economy*.
<https://sci-hub.tw/10.1002/iroh.19620470121>
- Dolphin, T. (2015). Technology, Globalisation and the Future of Work in Europe Essays on Employment in a Digitised Economy. In *Institute of Public Policy Research*. www.ippr.org
- Dugger, W. E. (2010). Evolution of STEM in the United States. *6Th Biennial International Conference on Technology Education Research, March*, 1–8.

- <http://www.iteea.org/Resources/PressRoom/AustraliaPaper.pdf>
- Dworkin, J. D. (2019). Network-driven differences in mobility and optimal transitions among automatable jobs. *Royal Society Open Science*, 6(7). <https://doi.org/10.1098/rsos.182124>
- EPSC. (2019). *10 Trends Shaping the Future of Work in Europe*.
<https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/e77a1580-0cf5-11ea-8c1f-01aa75ed71a1/language-en/format-PDF/source-121729338>
- Ernst, E., Merola, R., & Samaan, D. (2019). Economics of Artificial Intelligence: Implications for the Future of Work. *IZA Journal of Labor Policy*, 9(1). <https://doi.org/10.2478/izajolp-2019-0004>
- ESPAS. (2018). Global Trends to 2030: The Future of Work and Workplaces. In *ESPAS Ideas Paper Series*.
- Esposito, M., Haider, A., Samaan, D., & Semmler, W. (2017). Enhancing Job Creation Through Green Transformation. In *Green Industrial Policy: Concept, Policies, Country Experiences* (Issue 3, pp. 50–67). https://www.unpage.org/files/public/green_industrial_policy_book_aw_web.pdf
- Figueiredo, H., Teixeira, P., & Rubery, J. (2013). Unequal futures? Mass higher education and graduates' relative earnings in Portugal, 1995-2009. *Applied Economics Letters*, 20(10), 991–997. <https://doi.org/10.1080/13504851.2013.770119>
- Fisher, I. (1896). *What is capital?* (Vol. 6, Issue 24). Wiley.
- Fonseca, T., Lima, F., & Pereira, S. C. (2018). Job polarization, technological change and routinization: Evidence for Portugal. *Labour Economics*, 51(February), 317–339. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2018.02.003>
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? *Technological Forecasting and Social Change*, 114, 254–280. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2016.08.019>
- Gardberg, M., Heyman, F., Norbäck, P. J., & Persson, L. (2020). Digitization-based automation and occupational dynamics. *Economics Letters*, 189, 109032. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2020.109032>
- Gary S. Becker. (1964). Human Capital: a theoretical and empirical analysis with special reference to education. In *Human Capital* (third). <https://doi.org/10.1017/upo9788175968400.008>
- Gonzalez, H. B., & J.Kuenzi, J. (2012). Science, technology, engineering, and mathematics (STEM): A Primer. *Congressional Research Service, August*, 1–15. https://www.ccc.edu/departments/Documents/STEM_labor.pdf
- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2009). Job polarization in Europe. *American Economic Review*, 99(2), 58–63. <https://doi.org/10.1257/aer.99.2.58>

- Goos, M., Manning, A., & Salomons, A. (2011). Explaining Job Polarization: The Roles of Technology, Offshoring and Institutions. *Working Papers of Department of Economics, Faculty of Economics and Business (FEB), December*, 35.
- Green, F., & Henseke, G. (2021). Europe's evolving graduate labour markets: supply, demand, underemployment and pay. *Journal for Labour Market Research*, 55(1).
<https://doi.org/10.1186/s12651-021-00288-y>
- Harris, H., Chance, L., Grimsey, R., & Shakespeare, P. (2016). The future of work. In *Rustat Conference*. Jesus College Cambridge. www.jesus.cam.ac.uk/research/rustat-conferences
- Hasanah, U. (2020). Key Definitions of STEM Education: Literature Review. *Interdisciplinary Journal of Environmental and Science Education*, 16(3), e2217.
<https://doi.org/10.29333/ijese/8336>
- Henderson, D. J., Polachek, S. W., & Wang, L. (2011). Heterogeneity in schooling rates of return. *Economics of Education Review*, 30(6). <https://doi.org/10.1016/j.econedurev.2011.05.002>
- IOE. (2017). *Understanding the future of work*.
- Karoly, L., & Panis, C. (2017). The 21st Century at Work: Forces Shaping the Future Workforce and Workplace in the United States. In *The 21st Century at Work: Forces Shaping the Future Workforce and Workplace in the United States*. <https://doi.org/10.7249/mg164>
- Katz, L. F., Grusky, D., & Goldin, C. (2008). The Race Between Education and Technology. In *Inequality in the 21st Century*. <https://doi.org/10.4324/9780429499821-10>
- Kelley, T. R., & Knowles, J. G. (2016). A conceptual framework for integrated STEM education. *International Journal of STEM Education*, 3(1). <https://doi.org/10.1186/s40594-016-0046-z>
- Kiker, B. F. (1966). The Historical Roots of the Concept of Human Capital. *Journal of Political Economy*, 74(5), 481–499. <https://doi.org/10.1086/259201>
- Kiker, B. F., & Santos, M. C. (1991). Human capital and earnings in Portugal. *Economics of Education Review*, 10(3), 187–203. [https://doi.org/10.1016/0272-7757\(91\)90043-O](https://doi.org/10.1016/0272-7757(91)90043-O)
- Kim, C., Tamborini, C. R., Sakamoto, A., & Author, S. E. (2015). Field of Study in College and Lifetime Earnings in the United States. *Sociol Educ.*, 88(4), 320–339.
<https://doi.org/10.1177/0038040715602132.Field>
- Krasniqi, F. X., & Topxhiu, R. M. (2016). The Importance of Investment in Human Capital: Becker, Schultz and Heckman. *Journal of Knowledge Management, Economics and Information Technology*, 6(4), 1–18. http://www.scientificpapers.org/wp-content/files/1569_KrasniqiTopxhiu-The_Importance_of_Investment_in_Human_Capital.pdf
- Leighton, M., & Speer, J. D. (2020). Labor market returns to college major specificity. *European Economic Review*, 128. <https://doi.org/10.1016/j.euroecorev.2020.103489>
- Lewandowski, P., Keister, R., Hardy, W., & Górka, S. (2017). Routine and Ageing? The

- Intergenerational Divide in the Deroutinisation of Jobs in Europe. *IZA Discussion Papers, No. 10732, 10732*, 1–28.
- Longmuir, M., Schröder, C., & Targa, M. (2020). *De-routinization of jobs and polarization of earnings: Evidence from 35 countries*.
- Marrero, M. E., Gunning, A. M., & Germain-williams, T. (2014). What is STEM Education? *Global Education Review, 1*, 1–6.
- McKinsey&Company. (2017a). Jobs lost, jobs gained: Workforce transitions in a time of automation. In *McKinsey & Company* (Issue December).
<https://www.mckinsey.com/~media/BAB489A30B724BECB5DEDC41E9BB9FAC.ashx>
- McKinsey&Company. (2017b). The future of work in America. In *A Reflection on the Future of Work and Society* (Issue July). https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---cabinet/documents/newsitem/wcms_617754.pdf
- McKinsey&Company. (2018a). Skill Shift: Automation and the Future of the Workforce. *McKinsey & Company, May*, 2–84. [https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/FeaturedInsights/FutureofOrganizations/Skill shift Automation and the future of the workforce/MGI-Skill-Shift-Automation-and-future-of-the-workforce-May-2018.ashx](https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/FeaturedInsights/FutureofOrganizations/SkillshiftAutomationandthefutureoftheworkforce/MGI-Skill-Shift-Automation-and-future-of-the-workforce-May-2018.ashx)
- McKinsey&Company. (2018b, June). AI, automation, and the future of work: Ten things to solve for. *McKinsey Global Institute*, 1–7. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-organizations-and-work/ai-automation-and-the-future-of-work-ten-things-to-solve-for?cid=other-eml-alt-mgi-mgi-oth-1806&hlkid=fef27548a93e47cabe7e20d7257731da&hctky=10259512&hdpid=a19bd4f9-16e4-4d2f-94f1>
- Mihaylov, E., & Tijdens, K. G. (2019). Measuring the Routine and Non-Routine Task Content of 427 Four-Digit ISCO-08 Occupations. *SSRN Electronic Journal*.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3389681>
- Miller, J. J. (1964). *Automation, job Creation, and Unemployment* (A. of M. Journal (ed.)).
- Mincer, J. (1975). Education, Experience and the Distribution of Earnings and Employment: An Overview. In *Education, Income, and Human Behavior* (Issue 3, pp. 71–94).
<https://doi.org/10.2307/1057807>
- Moretti, E. (2006). Private and Social Returns to Education. *Rivista Di Politica Economica, 96*(3), 3–46.
- Nedelkoska, L., & Quintini, G. (2018). Automation, skills use and training. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers, 202*(202), 1–125.
<https://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en%0Ahttp://dx.doi.org/10.1787/2e2f4eea-en>
- Nussbaum, M. (2010). Not for Profit: Why democracy needs the humanities. In *Princeton*

- University Press (6th ed.).
- OCDE. (2017). Future of work and skills. *OCDE*, 24.
- OCDE. (2019). *OCDE Employment Outlook 2019: the future of work*. <https://www.oecd-ilibrary.org/sites/9ee00155-en/index.html?itemId=/content/publication/9ee00155-en>
- Ost, B., Pan, W., & Webber, D. (2018). The returns to college persistence for marginal students: Regression discontinuity evidence from university dismissal policies. *Journal of Labor Economics*, 36(3), 779–805. <https://doi.org/10.1086/696204>
- Paulsen, M. B. (1996). Higher Education and State Workforce Productivity. *The New Higher Education Journal*, 55–78.
- Pham, T., & Jackson, D. (2020). The need to develop graduate employability for a globalized world. In *Developing and utilizing Employability Capitals*.
- Polachek, S. W. (2008). Earnings over the life cycle: The mincer earnings function and its applications. In *Foundations and Trends in Microeconomics* (Vol. 4, Issue 3). <https://doi.org/10.1561/07000000018>
- Portugal, P. (2004). *MITOS E FACTOS SOBRE O MERCADO DE TRABALHO PORTUGUÊS: A TRÁGICA FORTUNA DOS LICENCIADOS**. 73–80.
- Pouliakas, K. (2018). Determinants of Automation Risk in the EU Labour Market: A Skills-Needs Approach. *IZA Discussion Paper*, 11829.
- Prettner, K., & Strulik, H. (2017). *The Lost Race Against the Machine: Automation, Education and Inequality in an R&D-based Growth Model* (08-2017).
- Psacharopoulos, G., & Patrinos, H. A. (2018). Returns to investment in education: a decennial review of the global literature. *Education Economics*, 26(5), 445–458. <https://doi.org/10.1080/09645292.2018.1484426>
- PwC. (2012). *Industry 4.0: Building the digital enterprise* (Vol. 15, Issue 11).
- PwC. (2018). *Workforce of the future: the competing forces shaping 2030*.
- Romer, P. (1985). *Increasing Returns and Long Run Growth* (Issue 27).
- Romer, P. (1990). Human capital and growth: Theory and evidence. *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 32(C), 251–286. [https://doi.org/10.1016/0167-2231\(90\)90028-J](https://doi.org/10.1016/0167-2231(90)90028-J)
- Rosen, S. (1976). A Theory of Life Earnings. *Journal of Political Economy*, 84(4, Part 2), S45–S67. <https://doi.org/10.1086/260532>
- Schultz, T. W. (1961). Invest in Human Capital. *The American Economic Review* Vol. 51, 1–20.
- Sebastian, R. (2018). Explaining job polarisation in Spain from a task perspective. *SERIEs*, 9(2), 215–248. <https://doi.org/10.1007/s13209-018-0177-1>
- Shultz, K. S., & Adams, G. A. (2007). *Aging and Work in the 21st Century*. L. Erlbaum Associates. <https://books.google.pt/books?id=BUi6DvdX3RQC>

- Siekmann, G. (2016). What is STEM? The need for unpacking its definitions and applications. *NCVER*. <http://www.p21.org/our-work/p21-framework>
- Silber, J. G. (1989). On the measurement of employment segregation. *Economics Letters*, 30(3), 237–243. [https://doi.org/10.1016/0165-1765\(89\)90233-4](https://doi.org/10.1016/0165-1765(89)90233-4)
- Smit, S., Tacke, T., Lund, S., Manyika, J., & Thiel, L. (2020). The future of work in Europe: Automation, workforce transitions, and the shifting geography of employment. *McKinsey & Company*, June, 1–52. <https://www.mckinsey.com/featured-insights/future-of-work/the-future-of-work-in-europe>
- Smith, A. (1776). *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations* (Book 2).
- Sorgner, A. (2017). The automation of jobs: A threat for employment or a source of new entrepreneurial opportunities? *Foresight and STI Governance*, 11(3), 37–48. <https://doi.org/10.17323/2500-2597.2017.3.37.48>
- Teixeira, A. A. C., & Fortuna, N. (2010). Human capital, R&D, trade, and long-run productivity. Testing the technological absorption hypothesis for the Portuguese economy, 1960-2001. *Research Policy*, 39(3), 335–350. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2010.01.009>
- Traça, D. (2002). Labour Markets in Portugal: Recent Performance and Challenges for Development in the European Context. *Desenvolvimento Económico Português No Espaço Europeu: Determinantes e Políticas*, March, 57.
- Tufano, M., Sathe, A., Yeo, B., Clarke, A. S., & Davis, J. (2018). *Megatrends: the Future of Work*. 20.
- UKCES. (2014). The future of Work: Jobs and skills in 2030. In *UKCES* (Vol. 84).
- vom Lehn, C. (2020). Labor market polarization, the decline of routine work, and technological change: A quantitative analysis. *Journal of Monetary Economics*, 110, 62–80. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2019.01.004>
- Watts, M. (1992). How should occupational sex segregation be measured? In *Work, Employment & Society* (pp. 475–487).
- Webber, D. A. (2014a). Is the return to education the same for everybody? *IZA World of Labor*, October, 1–10. <https://doi.org/10.15185/izawol.92>
- Webber, D. A. (2014b). The lifetime earnings premia of different majors: Correcting for selection based on cognitive, noncognitive, and unobserved factors. *Labour Economics*, 28(4), 14–23. <https://doi.org/10.1016/j.labeco.2014.03.009>
- Zhang, L. (2008). Gender and racial gaps in earnings among recent college graduates. *Review of Higher Education*, 32(1), 51–72. <https://doi.org/10.1353/rhe.0.0035>
- Zineldin, M. (2004). Co-opetition: The organisation of the future. *Marketing Intelligence & Planning*, 22(7), 780–790. <https://doi.org/10.1108/02634500410568600>

Anexos

A medição do impacto da tecnologia no mercado de trabalho pode ser feita seguindo diversas abordagens e instrumentos desenvolvidos por diversos autores. Na tabela seguinte está um breve resumo das principais metodologias e referências analisadas neste campo.

Referência	Instrumento	Metodologia	Disponibilidade
(Frey & Osborne, 2017)	Estimação da probabilidade de computerização das profissões, medindo a suscetibilidade dos empregos a desenvolvimentos tecnológicos recentes (robótica, algoritmos...). Quanto menor o valor, menor a probabilidade de computerização.	$P(y_i = 1 f_i) = \frac{1}{1 + \exp(-f_i)}$ <p>Em que f é uma função latente (função discriminante) que dado o valor do discriminante f no ponto de teste x, assume-se que probabilidade é dada pelo logit da fórmula anterior. Para determinar função f foi usado o modelo de retornos quadráticos exponenciais através de processo gaussiano.</p>	Lista da probabilidade de computerização de 702 ocupações no final do artigo.
(Bettio & Rinaldi, 2019)	Avalia a média anual dos índices de tarefas para cada grupo ocupação (1 dígito) para 1995, 2000, 2005, 2010, 2015 para EU-15.	Cada índice formado por conjunto de questões e respostas foram normalizadas para escala de 0 a 1 seguindo abordagem Eurofund (2016).	Conjunto de índices para tarefas físicas (força física), tarefas intelectuais (resolução de problemas), tarefas sociais (lidar com pessoas), organização do trabalho (autonomia, repetitividade e standardização) e tecnologia (máquinas e ferramentas TIC- uso de computador e internet) por ano (1995, 2000, 2005, 2010, 2015) e por ocupação ISCO a 1d.
(Fonseca et al., 2018)	Índices de importância das tarefas (classificadas em abstratas, rotino-cognitivas, rotino-manuais e manuais) de acordo com as ocupações (ISCO) para Portugal e usando as principais componentes de medidas de tarefas da O*NET.	O*NET descriptors com importância entre 1 e 5 para avaliar a composição em termos de tarefas de cada ocupação e normalização dos mesmos.	Tabela 2 do artigo.

(D. H. Autor & Price, 2013)	Atualização (D. H. Autor et al., 2003): Médias ponderadas de inputs de tarefas classificadas em não rotineiras (analíticas, manuais e interativas) e rotineiras (manuais e cognitivas) e indexadas a 1960. Valores para 1960, 1970, 1980, 1990, 1998, 2006 e 2009.	Uso de médias ponderadas de medidas DOT (comunicação, raciocínio, adaptabilidade, destreza manual, coordenação olho-mão-pé) para cada ocupação. Ausência de escala ordinal fez com que se adotasse abordagem de evolução das medidas face a 1960.	Tabela 1. Não há medidas de acordo com ocupação: apenas variação das tarefas ao longo do tempo na economia global e por gênero.
(Pouliakas, 2018)	Medida da probabilidade de automação das ocupações a 2 dígitos tendo por base estimação logit para EU-28 e usando dados de ESJS (European skills and jobs survey)	$P(y^* = 1 s) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 s + \beta_2 c_f)}}$ <p>Onde y é vetor 68x1 que pertence a [0,1] relacionado com avaliação da automabilidade da ocupação, e s é matriz de variáveis da base de dados ESJS nomeadamente skills exigidas (skills técnicas, solução de problemas, autonomia, aprendizagem, trabalho em equipa...-> tabela 2 do artigo); Cf relacionado com efeitos fixos dos países.</p>	Figura 2 do artigo.
(Sebastian, 2018)	Medidas da intensidade das tarefas (classificadas em abstratas, rotineiras e manuais) por ocupações para Espanha		Tabela 6 do artigo.
(Blinder, 2009)	Mede a possibilidade de terceirização das ocupações, isto é, a capacidade de o serviço ser fornecido virtualmente.	Avalia as ocupações numa escala de 0-100 em termos de possibilidade de ser realizada no exterior com pouca perda de qualidade, sendo que 100 representa que a ocupação pode ser altamente terceirizada.	Lista de 285 SOC a 6d com índice de offshorability.
(Acemoglu & Autor, 2011; D. Autor & Dorn, 2013; D. H. Autor et al., 2003; Goos et al., 2009; Lewandowski et al., 2017; Mihaylov & Tijdens, 2019; Sebastian, 2018)	Inputs de tarefas por ocupação e respetivo Índice de Rotinização das Tarefas para Amesterdão.	RTI = RC + RM – NRA – NRI – NRM, onde RTI varia entre -1 e 1, onde 1 indica ocupações que contem apenas tarefas rotineiras.	Lista ISCO 4d de inputs de tarefas e RTI.

Tabela 18 - Estatística descritiva das variáveis usadas no estudo

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
ano	19 746 230	2014,071	2,624757	2010	2018
pemp	19 746 230	1206,87	3586,278	1	24639
pnt	19 746 230	38,36357	4,67681	10	40
nut2_est	19 746 230	14,53879	2,771172	11	18
caemp	16 990 057	47871,31	22146,47	10110	96093
female	19 746 230	0,468359	0,498998	0	1
educ	19 706 416	10,09785	3,949986	0	20
tipo_contr~o	19 746 230	1,35881	0,618275	1	4
lhw_real	19 746 230	1,809702	0,540222	0,838258	8,560994
age	19 746 230	39,71114	10,75069	18	64
uni	19 637 230	0,197636	0,398216	0	1
grad_post	9 044 861	0,45516	0,563485	0	2
owner	19 746 230	1,762689	1,5069	1	5
isced2d	9 123 451	23,36536	32,18682	0	99
occup_detail	19 734 782	5508,096	2364,853	1103	31019
n_r_cognitiva	19 263 858	-0,18963	0,831871	-1,59276	1,833083
n_r_interpessoal	19 263 858	-0,19199	0,835004	-1,52675	2,302063
r_cognitiva	19 263 858	0,266351	0,694486	-4,07651	1,594689
r_manual	19 263 858	0,175757	0,977561	-2,12428	2,175514
n_r_manual	19 263 858	0,053393	0,941981	-1,56185	1,486201
rti	19 263 858	0,770326	2,13045	-4,66156	3,631299
non_grad_H~t	9 044 861	0,579603	0,493623	0	1
grad	9 044 861	0,385635	0,486745	0	1
master	3 802 435	0,08269	0,275413	0	1
less_HS	19 746 230	0,532445	0,498946	0	1
exper	19 697 646	264,0269	137,5261	0	576
exper2	19 697 646	88623,63	78588,41	0	331776
tenure	19 744 260	94,69352	105,0166	0	624
tenure2	19 744 260	19995,36	37931,6	0	389376
hours1	19 746 230	0,015727	0,124418	0	1
hours2	19 746 230	0,039376	0,194488	0	1
size1	19 746 230	0,091794	0,288734	0	1
size2	19 746 230	0,101326	0,30176	0	1
size4	19 746 230	0,235858	0,424534	0	1
size5	19 746 230	0,309812	0,462416	0	1
psector	19 746 230	0,024288	0,153941	0	1
cae	16 990 057	4,291614	2,203628	1	9
contrato1	19 746 230	0,937394	0,242252	0	1
contrato2	19 746 230	0,055859	0,229649	0	1
contrato3	19 746 230	0,006747	0,081862	0	1
STEM	3 881 025	0,243434	0,429155	0	1
ciencias	19 746 230	0,005146	0,07155	0	1
mat_stat	19 746 230	0,002348	0,0484	0	1

it	19 746 230	0,008756	0,093161	0	1
eng	19 746 230	0,031596	0,174923	0	1
saude	19 746 230	0,021022	0,143459	0	1
outros_grad	19 746 230	0,127677	0,33373	0	1
prof_3dn	19 734 782	550,4367	236,4746	111	969

Fonte: elaboração própria (com recurso ao *software* Stata16)

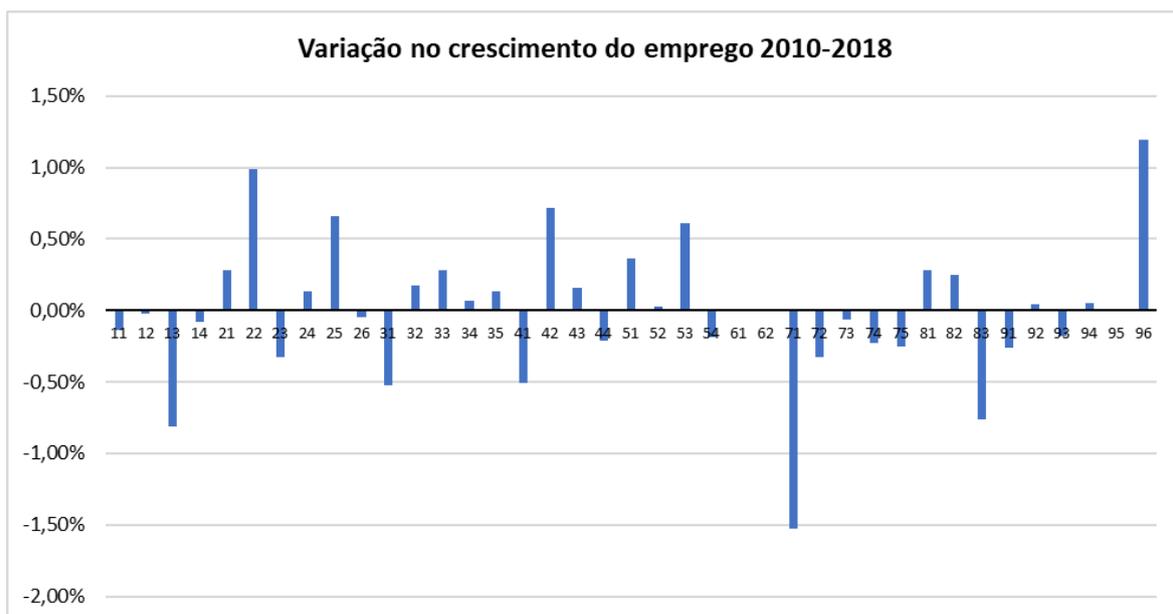


Gráfico 16 - Variação da percentagem de emprego entre 2010 e 2018 em cada profissão a 2 dígitos

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16)

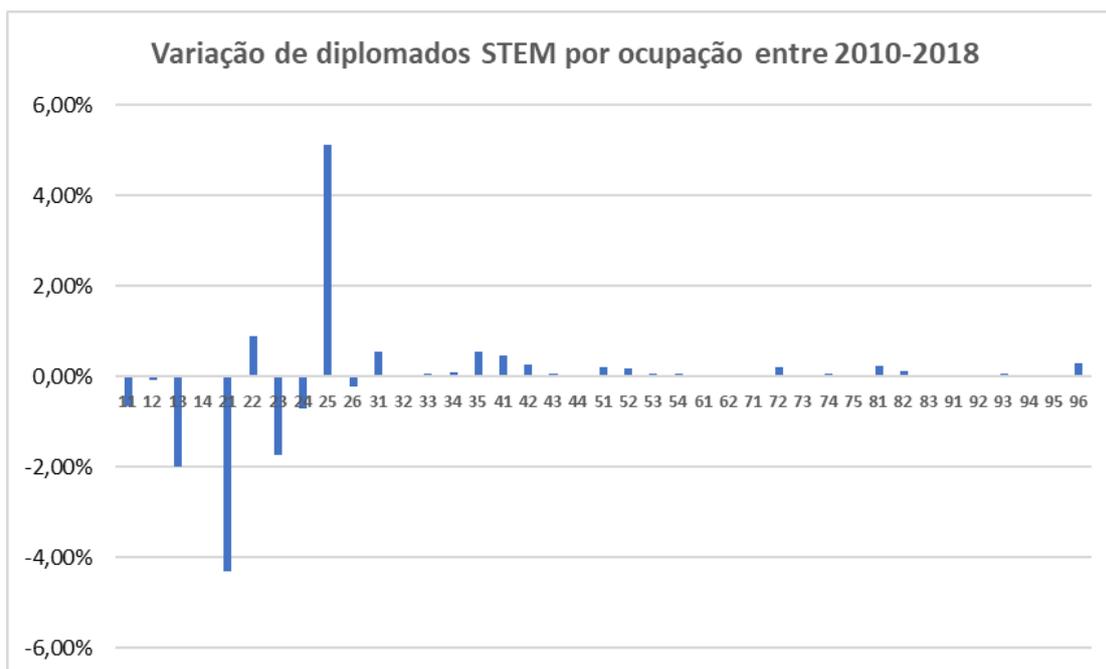


Gráfico 17 - Variação da percentagem de diplomados STEM por profissão a 2 dígitos entre 2010 e 2018
 Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16)

Tabela 19 - Índice de Rotinização das tarefas por CPP a 2 dígitos

CPP a 2 dígitos	Descrição	Índice de Rotinização das Tarefas
11	Representantes do poder legislativo e de órgãos executivos, dirigentes superiores da Administração Pública, de organizações especializadas, directores e gestores de empresas	-4,66156
12	Directores de serviços administrativos e comerciais	-3,49642
13	Directores de produção e de serviços especializados	-3,61863
14	Directores de hotelaria, restauração, comércio e de outros serviços	-2,9392
21	Especialistas das ciências físicas, matemáticas, engenharias e técnicas afins	-2,74036
22	Profissionais de saúde	-2,77548
23	Professores	-4,10405
24	Especialistas em finanças, contabilidade, organização administrativa, relações públicas e comerciais	-2,74962
25	Especialistas em tecnologias de informação e comunicação (TIC)	-0,29483
26	Especialistas em assuntos jurídicos, sociais, artísticos e culturais	-2,12619
31	Técnicos e profissões das ciências e engenharia, de nível intermédio	0,471741
32	Técnicos e profissionais, de nível intermédio da saúde	-0,47081
33	Técnicos de nível intermédio, das áreas financeira, administrativa e dos negócios	-0,05979
34	Técnicos de nível intermédio dos assuntos jurídicos, sociais, desportivos, culturais e similares	-0,99365
35	Técnicos das tecnologias de informação e comunicação	0,722792
41	Empregados de escritório, secretários em geral e operadores de processamento de dados	3,097388
42	Pessoal de apoio directo a clientes	2,603672
43	Operadores de dados, de contabilidade, estatística, de serviços financeiros e relacionados com o registo	2,688666
44	Outro pessoal de apoio de tipo administrativo	3,212168
51	Trabalhadores dos serviços pessoais	0,374417
52	Vendedores	0,272132
53	Trabalhadores dos cuidados pessoais e similares	-0,94174

54	Pessoal dos serviços de proteção e segurança	-1,60829
61	Agricultores e trabalhadores qualificados da agricultura e produção animal, orientados para o mercado	0,044991
62	Trabalhadores qualificados da floresta, pesca e caça, orientados para o mercado	-0,65938
63	Agricultores, criadores de animais, pescadores, caçadores e colectores, de subsistência	*excluídos
71	Trabalhadores qualificados da construção e similares, exceto electricista	-0,27914
72	Trabalhadores qualificados da metalurgia, metalomecânica e similares	1,499331
73	Trabalhadores qualificados da impressão, do fabrico e de instrumentos de precisão, joalheiros, artesãos e similares	2,898542
74	Trabalhadores qualificados em electricidade e em electrónica	-1,11908
75	Trabalhadores da transformação de alimentos, da madeira, do vestuário e outras indústrias e artesanato	3,087507
81	Operadores de instalações físicas e máquinas	3,631299
82	Trabalhadores da montagem	2,383621
83	Condutores de veículos e operadores de equipamentos móveis	0,767164
91	Trabalhadores de limpeza	2,768993
92	Trabalhadores não qualificados da agricultura, produção animal, pesca e floresta	0,663487
93	Trabalhadores não qualificados da indústria extractiva, construção, indústria transformadora e transportes	1,588203
94	Assistentes na preparação de refeições	2,948094
95	Vendedores ambulantes (exceto de alimentos) e prestadores de serviços na rua	-3,65076
96	Trabalhadores dos resíduos e de outros serviços elementares	2,565085

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16);

Legenda: amarelo ocupações menos rotinizáveis, verde ocupações com mais rotina;

Tabela 20 - Evolução da % de emprego em cada região em relação a total do emprego em cada ano

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Norte	36,27%	36,26%	36,63%	36,78%	37,05%	37,38%	37,28%	37,46%	37,19%
Algarve	4,51%	4,45%	4,35%	4,32%	4,36%	4,55%	4,74%	4,87%	4,94%
Centro	21,02%	21,02%	20,86%	20,76%	20,66%	20,56%	20,42%	20,36%	20,42%
Lisboa	32,73%	32,79%	32,78%	32,86%	32,73%	32,30%	32,35%	32,15%	32,36%
Alentejo	5,47%	5,49%	5,38%	5,28%	5,20%	5,21%	5,21%	5,17%	5,09%

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16);

Tabela 21 - Distribuição dos diplomados STEM em cada região ao longo do tempo

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Norte	30,78%	30,72%	30,95%	31,21%	31,75%	32,50%	32,82%	33,32%	34,11%
Algarve	2,08%	2,00%	1,87%	1,82%	1,90%	1,99%	1,93%	1,97%	1,92%
Centro	17,90%	18,00%	17,97%	18,02%	18,47%	18,44%	18,83%	18,98%	18,96%
Lisboa	45,97%	45,96%	45,88%	45,68%	44,54%	43,73%	43,27%	42,63%	41,99%
Alentejo	3,27%	3,32%	3,34%	3,27%	3,34%	3,34%	3,15%	3,11%	3,02%

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16);

Tabela 22 - Resultados consolidados para estimação equação 3 e 4

	2010		2011		2012		2013		2014	
	M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2
STEM#master										
Não-stem#1	0,1292806***	0,157915***	0,138883***	0,15658***	0,149416***	0,161171***	0,153744***	0,160074***	0,161262***	0,164838***
STEM#0	0,0668073***	0,072674***	0,068304***	0,075379	0,073046***	0,079608***	0,091211***	0,09537***	0,096204***	0,099856***
STEM#1	0,1243694***	0,135118***	0,141464***	0,142847	0,179686***	0,168864***	0,206215***	0,190788***	0,219242***	0,197906***
Controlos básicos	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Controlos Emprego	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
R2 ajustado	0,2863	0,3696	0,2944	0,3702	0,3047	0,3795	0,3198	0,3946	0,3243	0,3952
Nº observações	359017	359 017	374 217	374 217	376 301	376 301	387 069	387 069	404 653	404 653

2015		2016		2017		2018	
M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2
0,163148***	0,163295***	0,16225***	0,159601***	0,161582***	0,156572***	0,165606***	0,157131***
0,101934***	0,10552***	0,098942***	0,104359***	0,106608***	0,108739***	0,109506***	0,114719***
0,233404***	0,211125***	0,230345***	0,205903***	0,239536***	0,212264***	0,240981***	0,215551***
Sim							
Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
0,3188	0,3897	0,3094	0,3789	0,2966	0,3607	0,2748	0,342
429 965	429 965	456 109	456 109	486 796	486 796	519 983	519 983

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16);

Nota: *** significativo a 1%;

Tabela 23 - Resultados consolidados para estimação equação 5 e 6

	2010		2011		2012		2013		2014	
variáveis	M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2
STEM#master#rti1										
Não-stem#0#1	0,2949095***	0,304881***	0,272549***	0,289602***	0,268027***	0,285893***	0,261304***	0,281542***	0,257213***	0,28121***
Não-stem#1#0	0,1194882***	0,147081***	0,1481989***	0,163926***	0,1577168***	0,16626v	0,15537***	0,152135***	0,140437***	0,137741***
Não-stem#1#1	0,3999629***	0,434872***	0,3808628***	0,410608***	0,3861611***	0,410475***	0,389122***	0,412575***	0,398528***	0,422559***
STEM#0#0	0,1271373***	0,130132***	0,1183035***	0,124537***	0,1170502***	0,122963***	0,12067***	0,127274***	0,126692***	0,133285***
STEM#0#1	0,3175155***	0,328912***	0,2988058***	0,316146***	0,3013747***	0,318082***	0,316346***	0,331668***	0,315528***	0,334325***
STEM#1#0	0,2391547***	0,24458***	0,2692008***	0,264753***	0,284874***	0,267253***	0,276212***	0,261393***	0,264235***	0,243173***
STEM#1#1	0,3428578***	0,35886***	0,3326493***	0,342795***	0,3703237***	0,36723***	0,395996***	0,388782***	0,411491***	0,403194***
Controlos básicos	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
Controlos Emprego	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
R2 ajustado	0,3271	0,412	0,3304	0,4091	0,3402	0,4182	0,3535	0,4319	0,3574	0,433
Nº observações	359 017	359 017	374 217	374 217	376 301	376 301	387 069	387 069	404 653	404 653

2015		2016		2017		2018	
M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2
0,256438***	0,274623***	0,254815***	0,271727***	0,239767***	0,261898***	0,24078***	0,254295***
0,15057***	0,139743***	0,154079***	0,139251***	0,144173v	0,129773***	0,152789***	0,135695***
0,396848***	0,415098***	0,386407***	0,401109***	0,379853***	0,395727***	0,378361***	0,383933***
0,127956***	0,133341***	0,129193***	0,132024***	0,131467***	0,132383***	0,137064***	0,137803***
0,320731***	0,334207***	0,313406***	0,329374***	0,309509***	0,325677***	0,309634***	0,322803***
0,26742***	0,245692***	0,259342***	0,230257***	0,26332***	0,234525***	0,27692***	0,24636***
0,424866***	0,409443***	0,419347***	0,400901***	0,417275***	0,398732***	0,413642***	0,391071***
Sim							
Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim	Não	Sim
0,3525	0,4269	0,3436	0,4165	0,3288	0,3977	0,3086	0,3786
429 965	429 965	456 109	456 109	486 796	486 796	519 983	519 983

Fonte: Elaboração própria (com recurso a *software* Stata16);

Nota: *** significativo a 1%;

Tabela 24 - Output stata: estimação equação 3, ano 2010

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.]	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,129281	0,004982	25,95	0	0,119515	0,139046
STEM#0	0,066807	0,00215	31,07	0	0,062594	0,071021
STEM#1	0,124369	0,007233	17,19	0	0,110193	0,138546
female	-0,18906	0,001862	-101,55	0	-0,19271	-0,18541
exper	0,003047	3,24E-05	93,91	0	0,002983	0,00311
exper2	-3,43E-06	7,21E-08	-47,63	0	-3,58E-06	-3,29E-06
tenure	0,003153	3,09E-05	102,1	0	0,003093	0,003214
tenure2	-4,15E-06	9,75E-08	-42,52	0	-4,34E-06	-3,95E-06
hours1	0,006459	0,006694	0,96	0,335	-0,00666	0,019578
hours2	0,039961	0,00392	10,2	0	0,032279	0,047643
_cons	1,933707	0,003032	637,76	0	1,927764	1,939649

Tabela 25 - Output stata: estimação equação 3, ano 2011

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.]	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,138883	0,004556	30,48	0	0,129953	0,147813
STEM#0	0,068304	0,002103	32,49	0	0,064183	0,072425
STEM#1	0,141464	0,006278	22,53	0	0,129159	0,15377
female	-0,18584	0,001801	-103,19	0	-0,18937	-0,18231
exper	0,003034	3,15E-05	96,4	0	0,002973	0,003096
exper2	-3,40E-06	7,01E-08	-48,5	0	-3,54E-06	-3,26E-06
tenure	0,003066	2,97E-05	103,38	0	0,003008	0,003124
tenure2	-3,70E-06	9,39E-08	-39,42	0	-3,88E-06	-3,52E-06
hours1	0,007599	0,006569	1,16	0,247	-0,00528	0,020475
hours2	0,021084	0,003837	5,49	0	0,013563	0,028605
_cons	1,87326	0,002967	631,31	0	1,867444	1,879076

Tabela 26 - Output stata: estimação equação 3, ano 2012

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,149416	0,004289	34,84	0	0,14101	0,157823
STEM#0	0,073046	0,002099	34,8	0	0,068932	0,07716
STEM#1	0,179686	0,005932	30,29	0	0,16806	0,191312
female	-0,1868	0,001783	-104,75	0	-0,1903	-0,18331
exper	0,003061	3,14E-05	97,4	0	0,003	0,003123
exper2	-3,31E-06	6,97E-08	-47,46	0	-3,44E-06	-3,17E-06
tenure	0,003046	2,94E-05	103,5	0	0,002988	0,003103
tenure2	-3,61E-06	9,23E-08	-39,14	0	-3,79E-06	-3,43E-06
hours1	0,006224	0,006504	0,96	0,339	-0,00652	0,018972
hours2	0,021711	0,003829	5,67	0	0,014206	0,029217
_cons	1,801663	0,002996	601,4	0	1,795791	1,807534

Tabela 27 - Output stata: estimação equação 3, ano 2013

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,153744	0,003967	38,75	0	0,145968	0,161519
STEM#0	0,091211	0,002104	43,35	0	0,087087	0,095335
STEM#1	0,206215	0,005545	37,19	0	0,195347	0,217083
female	-0,19282	0,001771	-108,88	0	-0,19629	-0,18935
exper	0,002926	3,12E-05	93,79	0	0,002865	0,002987
exper2	-3,07E-06	6,90E-08	-44,51	0	-3,20E-06	-2,93E-06
tenure	0,003415	2,87E-05	118,81	0	0,003359	0,003471
tenure2	-4,24E-06	9,00E-08	-47,09	0	-4,41E-06	-4,06E-06
hours1	0,005556	0,006802	0,82	0,414	-0,00777	0,018887
hours2	-0,00657	0,003856	-1,7	0,088	-0,01413	0,000983
_cons	1,78062	0,003012	591,19	0	1,774716	1,786523

Tabela 28 - Output stata: estimação equação 3, ano 2014

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,161262	0,003716	43,4	0	0,153978	0,168545
STEM#0	0,096204	0,002064	46,62	0	0,092159	0,100248
STEM#1	0,219242	0,00512	42,82	0	0,209206	0,229278
female	-0,19854	0,001728	-114,91	0	-0,20193	-0,19515
exper	0,002823	0,00003	94,13	0	0,002764	0,002882
exper2	-2,79E-06	6,64E-08	-41,99	0	-2,92E-06	-2,66E-06
tenure	0,003394	2,72E-05	124,65	0	0,003341	0,003447
tenure2	-4,26E-06	8,57E-08	-49,7	0	-4,42E-06	-4,09E-06

hours1	0,013226	0,006732	1,96	0,049	0,000032	0,02642
hours2	-0,00035	0,003868	-0,09	0,927	-0,00793	0,007228
_cons	1,776033	0,002933	605,56	0	1,770284	1,781781

Tabela 29 - Output stataa: estimação equação 3, ano 2015

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,163148	0,003427	47,6	0	0,156431	0,169866
STEM#0	0,101934	0,002023	50,39	0	0,09797	0,105899
STEM#1	0,233404	0,00462	50,52	0	0,22435	0,242459
female	-0,19874	0,001671	-118,92	0	-0,20202	-0,19547
exper	0,002522	2,85E-05	88,55	0	0,002467	0,002578
exper2	-2,34E-06	6,33E-08	-36,89	0	-2,46E-06	-2,21E-06
tenure	0,003248	2,58E-05	126	0	0,003198	0,003299
tenure2	-3,76E-06	8,15E-08	-46,19	0	-3,92E-06	-3,60E-06
hours1	0,007459	0,006701	1,11	0,266	-0,00567	0,020591
hours2	-0,01772	0,003817	-4,64	0	-0,0252	-0,01024
_cons	1,794678	0,002816	637,35	0	1,789159	1,800197

Tabela 30 - Output stata: estimação equação 3, ano 2016

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,16225	0,003148	51,54	0	0,156081	0,16842
STEM#0	0,098942	0,001967	50,3	0	0,095086	0,102797
STEM#1	0,230345	0,004174	55,18	0	0,222163	0,238527
female	-0,19854	0,001606	-123,65	0	-0,20168	-0,19539
exper	0,0023	2,71E-05	84,88	0	0,002247	0,002353
exper2	-1,94E-06	6,04E-08	-32,09	0	-2,06E-06	-1,82E-06
tenure	0,00301	2,47E-05	122,04	0	0,002962	0,003059
tenure2	-3,26E-06	7,82E-08	-41,71	0	-3,42E-06	-3,11E-06
hours1	0,019679	0,006737	2,92	0,003	0,006476	0,032883
hours2	-0,00712	0,003723	-1,91	0,056	-0,01441	0,000179
_cons	1,818822	0,002693	675,4	0	1,813544	1,824101

Tabela 31 - Output stata: estimação equação 3, ano 2017

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,161582	0,002893	55,85	0	0,155911	0,167253
STEM#0	0,106608	0,001902	56,06	0	0,102881	0,110335
STEM#1	0,239536	0,003813	62,83	0	0,232064	0,247009
female	-0,19982	0,001534	-130,24	0	-0,20282	-0,19681
exper	0,002184	2,55E-05	85,76	0	0,002134	0,002234
exper2	-1,89E-06	5,69E-08	-33,22	0	-2,00E-06	-1,78E-06

tenure	0,002659	2,35E-05	113,34	0	0,002613	0,002705
tenure2	-2,37E-06	7,45E-08	-31,81	0	-2,52E-06	-2,22E-06
hours1	0,017947	0,006527	2,75	0,006	0,005155	0,030739
hours2	-0,01525	0,003592	-4,25	0	-0,02229	-0,00821
_cons	1,844108	0,002549	723,49	0	1,839112	1,849104

Tabela 32 - Output stata: estimação equação 3, ano 2018

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,165606	0,002659	62,28	0	0,160394	0,170818
STEM#0	0,109506	0,001838	59,59	0	0,105905	0,113108
STEM#1	0,240981	0,003479	69,27	0	0,234163	0,247799
female	-0,1939	0,001463	-132,54	0	-0,19677	-0,19104
exper	0,002048	2,38E-05	85,92	0	0,002002	0,002095
exper2	-1,83E-06	5,34E-08	-34,25	0	-1,93E-06	-1,72E-06
tenure	0,002347	2,25E-05	104,47	0	0,002303	0,002391
tenure2	-1,79E-06	7,14E-08	-25,15	0	-1,93E-06	-1,65E-06
hours1	-0,00166	0,006578	-0,25	0,8	-0,01456	0,011227
hours2	-0,01883	0,003532	-5,33	0	-0,02576	-0,01191
_cons	1,882272	0,002395	785,9	0	1,877577	1,886966

Tabela 33 - Output stata: estimação equação 4, ano 2010

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,157915	0,004686	33,7	0	0,14873	0,167099
STEM#0	0,072674	0,002031	35,78	0	0,068693	0,076654
STEM#1	0,135118	0,006804	19,86	0	0,121781	0,148454
female	-0,17813	0,001754	-101,56	0	-0,18157	-0,1747
exper	0,003538	3,06E-05	115,42	0	0,003477	0,003598
exper2	-3,92E-06	6,80E-08	-57,68	0	-4,05E-06	-3,79E-06
tenure	0,002298	2,95E-05	77,94	0	0,00224	0,002356
tenure2	-3,26E-06	9,21E-08	-35,41	0	-3,44E-06	-3,08E-06
hours1	0,043763	0,006297	6,95	0	0,031422	0,056105
hours2	0,046945	0,003693	12,71	0	0,039706	0,054183
size1	-0,35836	0,003601	-99,52	0	-0,36542	-0,3513
size2	-0,17075	0,003363	-50,77	0	-0,17734	-0,16416
size4	0,161567	0,002343	68,94	0	0,156974	0,16616
size5	0,231111	0,002256	102,46	0	0,22669	0,235532
psector	0,132795	0,003411	38,93	0	0,126109	0,139481
contrato1	0,161658	0,004981	32,46	0	0,151896	0,171419
contrato3	0,152337	0,009357	16,28	0	0,133999	0,170676
_cons	1,657328	0,005755	287,98	0	1,646049	1,668608

Tabela 34 - Output stata: estimação equação 4, ano 2011

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,15658	0,004308	36,35	0	0,148137	0,165022
STEM#0	0,075379	0,001999	37,7	0	0,07146	0,079298
STEM#1	0,142847	0,005939	24,05	0	0,131206	0,154488
female	-0,17624	0,001706	-103,31	0	-0,17958	-0,17289
exper	0,003421	2,99E-05	114,52	0	0,003363	0,00348
exper2	-3,69E-06	6,64E-08	-55,58	0	-3,82E-06	-3,56E-06
tenure	0,00221	2,85E-05	77,61	0	0,002154	0,002266
tenure2	-2,78E-06	8,92E-08	-31,14	0	-2,95E-06	-2,60E-06
hours1	0,043194	0,006212	6,95	0	0,031019	0,055369
hours2	0,033343	0,003635	9,17	0	0,02622	0,040467
size1	-0,35471	0,003509	-101,08	0	-0,36159	-0,34783
size2	-0,16102	0,003269	-49,25	0	-0,16743	-0,15461
size4	0,150612	0,002299	65,5	0	0,146105	0,155119
size5	0,214511	0,002209	97,13	0	0,210182	0,21884
psector	0,093102	0,003229	28,83	0	0,086774	0,09943
contrato1	0,203402	0,004517	45,03	0	0,194549	0,212255
contrato3	0,17298	0,01004	17,23	0	0,153301	0,192659
_cons	1,577831	0,005321	296,51	0	1,567402	1,588261

Tabela 35 - Output stata: estimação equação 4, ano 2012

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,161171	0,004056	39,73	0	0,153221	0,169121
STEM#0	0,079608	0,001996	39,89	0	0,075697	0,083519
STEM#1	0,168864	0,005612	30,09	0	0,157865	0,179862
female	-0,17843	0,001689	-105,64	0	-0,18174	-0,17512
exper	0,003392	2,98E-05	113,79	0	0,003333	0,00345
exper2	-3,49E-06	6,60E-08	-52,94	0	-3,62E-06	-3,36E-06
tenure	0,002178	2,83E-05	77,09	0	0,002123	0,002233
tenure2	-2,65E-06	8,77E-08	-30,27	0	-2,83E-06	-2,48E-06
hours1	0,04131	0,006149	6,72	0	0,029259	0,053361
hours2	0,035398	0,003626	9,76	0	0,028292	0,042505
size1	-0,35375	0,003416	-103,56	0	-0,36044	-0,34705
size2	-0,16604	0,003243	-51,19	0	-0,17239	-0,15968
size4	0,147229	0,002285	64,43	0	0,14275	0,151708
size5	0,209591	0,002194	95,52	0	0,205291	0,213892
psector	0,071334	0,003124	22,83	0	0,06521	0,077458
contrato1	0,201049	0,004427	45,41	0	0,192372	0,209726
contrato3	0,134889	0,010299	13,1	0	0,114704	0,155074
_cons	1,523442	0,005251	290,12	0	1,51315	1,533734

Tabela 36 - Output stata: estimação equação 4, ano 2013

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,160074	0,003747	42,72	0	0,152731	0,167418
STEM#0	0,09537	0,001998	47,74	0	0,091455	0,099285
STEM#1	0,190788	0,005239	36,42	0	0,18052	0,201056
female	-0,18397	0,001674	-109,88	0	-0,18725	-0,18069
exper	0,003273	2,96E-05	110,71	0	0,003215	0,003331
exper2	-3,26E-06	6,52E-08	-50,01	0	-3,39E-06	-3,13E-06
tenure	0,0024	2,77E-05	86,57	0	0,002346	0,002454
tenure2	-2,95E-06	8,57E-08	-34,47	0	-3,12E-06	-2,79E-06
hours1	0,039938	0,00642	6,22	0	0,027355	0,052521
hours2	0,006628	0,003645	1,82	0,069	-0,00052	0,013773
size1	-0,35881	0,003335	-107,58	0	-0,36535	-0,35228
size2	-0,16955	0,003222	-52,63	0	-0,17587	-0,16324
size4	0,151703	0,002274	66,71	0	0,147245	0,15616
size5	0,211903	0,002182	97,13	0	0,207627	0,216179
psector	0,059051	0,003147	18,76	0	0,052882	0,065219
contrato1	0,227507	0,004165	54,62	0	0,219343	0,235671
contrato3	0,142769	0,009999	14,28	0	0,123172	0,162367
_cons	1,485378	0,005067	293,14	0	1,475447	1,495309

Tabela 37 - Output stata: estimação equação 4, ano 2014

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,164838	0,003518	46,85	0	0,157943	0,171734
STEM#0	0,099856	0,001963	50,86	0	0,096008	0,103704
STEM#1	0,197906	0,004851	40,79	0	0,188397	0,207414
female	-0,18892	0,001638	-115,33	0	-0,19213	-0,18571
exper	0,003096	2,85E-05	108,8	0	0,00304	0,003151
exper2	-2,87E-06	6,29E-08	-45,58	0	-2,99E-06	-2,75E-06
tenure	0,002432	2,64E-05	92,2	0	0,00238	0,002483
tenure2	-3,09E-06	8,18E-08	-37,75	0	-3,25E-06	-2,93E-06
hours1	0,043046	0,006371	6,76	0	0,030559	0,055534
hours2	0,012522	0,003665	3,42	0,001	0,005339	0,019706
size1	-0,32588	0,003247	-100,36	0	-0,33224	-0,31951
size2	-0,16569	0,003141	-52,75	0	-0,17184	-0,15953
size4	0,152212	0,002218	68,62	0	0,147865	0,156559
size5	0,220706	0,002136	103,33	0	0,216519	0,224892
psector	0,053088	0,003187	16,66	0	0,046841	0,059335
contrato1	0,233483	0,003943	59,21	0	0,225754	0,241212
contrato3	0,188348	0,010585	17,79	0	0,167603	0,209094
_cons	1,476214	0,004873	302,95	0	1,466663	1,485764

Tabela 38 - Output stata: estimação equação 4, ano 2015

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,163295	0,003246	50,3	0	0,156933	0,169658
STEM#0	0,10552	0,001925	54,81	0	0,101747	0,109293
STEM#1	0,211125	0,00438	48,2	0	0,202539	0,21971
female	-0,18983	0,001586	-119,71	0	-0,19293	-0,18672
exper	0,00282	0,000027	104,32	0	0,002767	0,002873
exper2	-2,43E-06	6,00E-08	-40,55	0	-2,55E-06	-2,32E-06
tenure	0,002316	0,000025	92,67	0	0,002267	0,002365
tenure2	-2,65E-06	7,78E-08	-34,09	0	-2,81E-06	-2,50E-06
hours1	0,036302	0,006345	5,72	0	0,023867	0,048738
hours2	-0,00617	0,003618	-1,7	0,088	-0,01326	0,000923
size1	-0,32847	0,003145	-104,43	0	-0,33463	-0,3223
size2	-0,15975	0,003044	-52,48	0	-0,16572	-0,15378
size4	0,155167	0,002147	72,28	0	0,150959	0,159374
size5	0,210906	0,002071	101,83	0	0,206847	0,214966
psector	0,089473	0,003073	29,12	0	0,08345	0,095495
contrato1	0,202416	0,003812	53,11	0	0,194946	0,209887
contrato3	0,162575	0,010499	15,48	0	0,141997	0,183153
_cons	1,518811	0,004705	322,78	0	1,509589	1,528034

Tabela 39 - Output stata: estimação equação 4, ano 2016

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,159601	0,002986	53,44	0	0,153747	0,165454
STEM#0	0,104359	0,001875	55,65	0	0,100683	0,108034
STEM#1	0,205903	0,003967	51,9	0	0,198127	0,213679
female	-0,19099	0,001526	-125,13	0	-0,19398	-0,18799
exper	0,002597	2,58E-05	100,84	0	0,002547	0,002648
exper2	-2,05E-06	5,73E-08	-35,74	0	-2,16E-06	-1,94E-06
tenure	0,002135	2,39E-05	89,24	0	0,002088	0,002182
tenure2	-2,24E-06	7,48E-08	-29,88	0	-2,38E-06	-2,09E-06
hours1	0,051928	0,006392	8,12	0	0,0394	0,064455
hours2	0,002967	0,003535	0,84	0,401	-0,00396	0,009895
size1	-0,31494	0,003068	-102,65	0	-0,32095	-0,30893
size2	-0,14239	0,002942	-48,39	0	-0,14816	-0,13662
size4	0,15097	0,002076	72,72	0	0,146902	0,155039
size5	0,207379	0,001992	104,09	0	0,203475	0,211284
psector	0,11646	0,002972	39,18	0	0,110635	0,122286
contrato1	0,195441	0,003562	54,87	0	0,188459	0,202422
contrato3	0,170216	0,010445	16,3	0	0,149744	0,190688
_cons	1,543528	0,004435	348,02	0	1,534836	1,552221

Tabela 40 - Output stata: estimação equação 4, ano 2017

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,156572	0,002759	56,74	0	0,151164	0,161981
STEM#0	0,108739	0,001822	59,67	0	0,105168	0,112311
STEM#1	0,212264	0,003644	58,26	0	0,205122	0,219405
female	-0,19179	0,001466	-130,8	0	-0,19467	-0,18892
exper	0,002448	2,43E-05	100,58	0	0,002401	0,002496
exper2	-1,96E-06	5,43E-08	-36,04	0	-2,06E-06	-1,85E-06
tenure	0,001923	2,28E-05	84,19	0	0,001878	0,001968
tenure2	-1,62E-06	7,16E-08	-22,62	0	-1,76E-06	-1,48E-06
hours1	0,048864	0,006225	7,85	0	0,036664	0,061065
hours2	-0,00499	0,003428	-1,46	0,145	-0,01171	0,001726
size1	-0,2964	0,00298	-99,47	0	-0,30224	-0,29056
size2	-0,14354	0,002852	-50,34	0	-0,14913	-0,13795
size4	0,154308	0,001996	77,31	0	0,150395	0,15822
size5	0,199924	0,00191	104,67	0	0,19618	0,203667
psector	0,068604	0,00286	23,99	0	0,062999	0,074209
contrato1	0,18535	0,003431	54,02	0	0,178625	0,192075
contrato3	0,132684	0,009578	13,85	0	0,113912	0,151456
_cons	1,57735	0,004266	369,79	0	1,56899	1,58571

Tabela 41 - Output stata: estimação equação 4, ano 2018

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf.	Interval]
STEM#master						
Não-stem#1	0,157131	0,002534	62,02	0	0,152165	0,162097
STEM#0	0,114719	0,001759	65,22	0	0,111271	0,118166
STEM#1	0,215551	0,003323	64,86	0	0,209037	0,222064
female	-0,18758	0,001397	-134,26	0	-0,19032	-0,18484
exper	0,00229	2,28E-05	100,61	0	0,002245	0,002334
exper2	-1,85E-06	5,09E-08	-36,27	0	-1,95E-06	-1,75E-06
tenure	0,001645	2,18E-05	75,41	0	0,001602	0,001688
tenure2	-1,09E-06	6,85E-08	-15,86	0	-1,22E-06	-9,53E-07
hours1	0,038864	0,006269	6,2	0	0,026577	0,051151
hours2	-0,00535	0,003367	-1,59	0,112	-0,01195	0,001245
size1	-0,28636	0,002877	-99,54	0	-0,292	-0,28073
size2	-0,14427	0,002747	-52,53	0	-0,14965	-0,13888
size4	0,135351	0,001911	70,81	0	0,131605	0,139098
size5	0,192854	0,001817	106,16	0	0,189294	0,196415
psector	0,13261	0,002782	47,66	0	0,127156	0,138063
contrato1	0,183703	0,003271	56,17	0	0,177293	0,190113
contrato3	0,126203	0,009304	13,56	0	0,107967	0,144439
_cons	1,617271	0,00406	398,34	0	1,609313	1,625228

Tabela 42 - Output stata: estimação equação 5, ano 2010

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,29491	0,002146	137,45	0	0,290704	0,299115
Não-stem#1#0	0,119488	0,009595	12,45	0	0,100681	0,138295
Não-stem#1#1	0,399963	0,005752	69,53	0	0,388689	0,411237
STEM#0#0	0,127137	0,003931	32,35	0	0,119434	0,134841
STEM#0#1	0,317516	0,002747	115,57	0	0,312131	0,3229
STEM#1#0	0,239155	0,015919	15,02	0	0,207953	0,270356
STEM#1#1	0,342858	0,007918	43,3	0	0,327338	0,358378
female	-0,17868	0,001809	-98,75	0	-0,18223	-0,17513
exper	0,003079	3,15E-05	97,72	0	0,003017	0,00314
exper2	-3,66E-06	7,00E-08	-52,25	0	-3,80E-06	-3,52E-06
tenure	0,002883	0,00003	95,97	0	0,002824	0,002942
tenure2	-3,52E-06	9,48E-08	-37,14	0	-3,71E-06	-3,33E-06
hours1	-0,035	0,006506	-5,38	0	-0,04775	-0,02225
hours2	0,021727	0,003808	5,71	0	0,014263	0,02919
_cons	1,744038	0,003254	535,99	0	1,73766	1,750415

Tabela 43 - Output stata: estimação equação 5, ano 2011

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,272549	0,00206	132,29	0	0,268511	0,276587
Não-stem#1#0	0,148199	0,008591	17,25	0	0,13136	0,165037
Não-stem#1#1	0,380863	0,005319	71,6	0	0,370437	0,391288
STEM#0#0	0,118304	0,003798	31,15	0	0,110859	0,125748
STEM#0#1	0,298806	0,002673	111,77	0	0,293566	0,304046
STEM#1#0	0,269201	0,013498	19,94	0	0,242745	0,295657
STEM#1#1	0,332649	0,00694	47,93	0	0,319046	0,346252
female	-0,17745	0,001756	-101,07	0	-0,18089	-0,17401
exper	0,003044	3,07E-05	99,28	0	0,002984	0,003105
exper2	-3,60E-06	6,83E-08	-52,69	0	-3,73E-06	-3,47E-06
tenure	0,002866	2,89E-05	99,07	0	0,002809	0,002922
tenure2	-3,19E-06	9,15E-08	-34,9	0	-3,37E-06	-3,02E-06
hours1	-0,03091	0,006406	-4,83	0	-0,04346	-0,01835
hours2	0,006239	0,00374	1,67	0,095	-0,00109	0,013569
_cons	1,702727	0,003169	537,34	0	1,696516	1,708938

Tabela 44 - Output stata: estimação equação 5, ano 2012

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,268027	0,002032	131,9	0	0,264044	0,27201
Não-stem#1#0	0,157717	0,007977	19,77	0	0,142082	0,173352

Não-stem#1#1	0,386161	0,005034	76,72	0	0,376296	0,396027
STEM#0#0	0,11705	0,00375	31,21	0	0,1097	0,1244
STEM#0#1	0,301375	0,002662	113,22	0	0,296158	0,306592
STEM#1#0	0,284874	0,012444	22,89	0	0,260484	0,309264
STEM#1#1	0,370324	0,006594	56,16	0	0,357399	0,383248
female	-0,17838	0,001739	-102,61	0	-0,18178	-0,17497
exper	0,003063	3,06E-05	100,03	0	0,003003	0,003123
exper2	-3,49E-06	6,79E-08	-51,44	0	-3,63E-06	-3,36E-06
tenure	0,002837	2,87E-05	98,85	0	0,002781	0,002894
tenure2	-3,09E-06	9,00E-08	-34,32	0	-3,26E-06	-2,91E-06
hours1	-0,02471	0,00634	-3,9	0	-0,03713	-0,01228
hours2	0,010837	0,003731	2,9	0,004	0,003524	0,01815
_cons	1,637324	0,003177	515,36	0	1,631097	1,643551

Tabela 45 - Output stata: estimação equação 5, ano 2013

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,261304	0,002013	129,8	0	0,257358	0,26525
Não-stem#1#0	0,15537	0,007048	22,05	0	0,141557	0,169184
Não-stem#1#1	0,389122	0,00474	82,1	0	0,379832	0,398412
STEM#0#0	0,12067	0,003737	32,29	0	0,113345	0,127996
STEM#0#1	0,316346	0,002658	119,04	0	0,311138	0,321555
STEM#1#0	0,276212	0,011509	24	0	0,253654	0,298769
STEM#1#1	0,395996	0,006186	64,01	0	0,383871	0,40812
female	-0,18419	0,001728	-106,6	0	-0,18758	-0,18081
exper	0,002928	3,04E-05	96,25	0	0,002868	0,002987
exper2	-3,25E-06	6,72E-08	-48,33	0	-3,38E-06	-3,12E-06
tenure	0,003145	2,81E-05	111,95	0	0,00309	0,0032
tenure2	-3,58E-06	8,79E-08	-40,79	0	-3,76E-06	-3,41E-06
hours1	-0,02644	0,006635	-3,98	0	-0,03944	-0,01343
hours2	-0,01168	0,00376	-3,11	0,002	-0,01905	-0,00431
_cons	1,626452	0,003172	512,69	0	1,620234	1,63267

Tabela 46 - Output stata: estimação equação 5, ano 2014

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,257213	0,001965	130,9	0	0,253362	0,261064
Não-stem#1#0	0,140437	0,006576	21,36	0	0,127549	0,153325
Não-stem#1#1	0,398528	0,004446	89,65	0	0,389815	0,407241
STEM#0#0	0,126692	0,003632	34,89	0	0,119574	0,13381
STEM#0#1	0,315528	0,002601	121,3	0	0,31043	0,320626
STEM#1#0	0,264235	0,010352	25,52	0	0,243945	0,284525
STEM#1#1	0,411491	0,005756	71,5	0	0,40021	0,422771
female	-0,18992	0,001686	-112,62	0	-0,19323	-0,18662

exper	0,002834	2,92E-05	96,9	0	0,002777	0,002892
exper2	-2,97E-06	6,48E-08	-45,86	0	-3,10E-06	-2,85E-06
tenure	0,003135	2,66E-05	117,79	0	0,003083	0,003187
tenure2	-3,65E-06	8,36E-08	-43,66	0	-3,82E-06	-3,49E-06
hours1	-0,01824	0,006569	-2,78	0,005	-0,03111	-0,00537
hours2	-0,00221	0,003772	-0,59	0,558	-0,0096	0,005182
_cons	1,624713	0,003086	526,54	0	1,618666	1,630761

Tabela 47 - Output stata: estimação equação 5, ano 2015

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,256438	0,001896	135,23	0	0,252721	0,260155
Não-stem#1#0	0,15057	0,005981	25,17	0	0,138848	0,162293
Não-stem#1#1	0,396848	0,004122	96,27	0	0,388768	0,404927
STEM#0#0	0,127956	0,003557	35,97	0	0,120985	0,134928
STEM#0#1	0,320731	0,002537	126,4	0	0,315757	0,325704
STEM#1#0	0,26742	0,009517	28,1	0	0,248767	0,286072
STEM#1#1	0,424866	0,00517	82,17	0	0,414732	0,434999
female	-0,19102	0,001631	-117,13	0	-0,19421	-0,18782
exper	0,002547	2,78E-05	91,68	0	0,002492	0,002601
exper2	-2,53E-06	6,18E-08	-40,89	0	-2,65E-06	-2,40E-06
tenure	0,003018	2,52E-05	119,84	0	0,002969	0,003067
tenure2	-3,26E-06	7,95E-08	-40,95	0	-3,41E-06	-3,10E-06
hours1	-0,02454	0,006537	-3,75	0	-0,03735	-0,01172
hours2	-0,01484	0,003721	-3,99	0	-0,02213	-0,00755
_cons	1,642171	0,002967	553,48	0	1,636355	1,647986

Tabela 48 - Output stata: estimação equação 5, ano 2016

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,254815	0,00182	140,01	0	0,251248	0,258382
Não-stem#1#0	0,154079	0,005534	27,84	0	0,143234	0,164925
Não-stem#1#1	0,386407	0,003774	102,39	0	0,379011	0,393804
STEM#0#0	0,129193	0,003397	38,04	0	0,122536	0,13585
STEM#0#1	0,313406	0,002462	127,28	0	0,30858	0,318232
STEM#1#0	0,259342	0,008441	30,72	0	0,242797	0,275886
STEM#1#1	0,419347	0,004695	89,32	0	0,410145	0,428548
female	-0,19262	0,001567	-122,96	0	-0,19569	-0,18955
exper	0,00234	2,64E-05	88,56	0	0,002288	0,002392
exper2	-2,15E-06	5,89E-08	-36,43	0	-2,26E-06	-2,03E-06
tenure	0,002771	2,41E-05	114,99	0	0,002724	0,002818
tenure2	-2,75E-06	7,64E-08	-36,07	0	-2,90E-06	-2,60E-06
hours1	-0,01347	0,006571	-2,05	0,04	-0,02635	-0,00059
hours2	-0,00339	0,00363	-0,93	0,35	-0,0105	0,003725

_cons	1,669715	0,002831	589,8	0	1,664166	1,675264
-------	----------	----------	-------	---	----------	----------

Tabela 49 - Output stata: estimação equação 5, ano 2017

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,239767	0,001747	137,28	0	0,236344	0,24319
Não-stem#1#0	0,144173	0,004961	29,06	0	0,13445	0,153896
Não-stem#1#1	0,379853	0,003515	108,06	0	0,372964	0,386743
STEM#0#0	0,131467	0,003269	40,21	0	0,125059	0,137875
STEM#0#1	0,309509	0,002383	129,9	0	0,304839	0,314179
STEM#1#0	0,26332	0,007611	34,6	0	0,248403	0,278238
STEM#1#1	0,417275	0,004316	96,67	0	0,408815	0,425735
female	-0,19505	0,0015	-130,07	0	-0,19799	-0,19211
exper	0,002202	2,49E-05	88,48	0	0,002153	0,00225
exper2	-2,04E-06	5,56E-08	-36,74	0	-2,15E-06	-1,93E-06
tenure	0,002423	0,000023	105,5	0	0,002378	0,002468
tenure2	-1,87E-06	7,28E-08	-25,65	0	-2,01E-06	-1,73E-06
hours1	-0,00863	0,006378	-1,35	0,176	-0,02113	0,003868
hours2	-0,01121	0,003509	-3,2	0,001	-0,01809	-0,00433
_cons	1,707395	0,002683	636,45	0	1,702137	1,712653

Tabela 50 - Output stata: estimação equação 5, ano 2018

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,24078	0,00167	144,15	0	0,237506	0,244054
Não-stem#1#0	0,152789	0,004601	33,21	0	0,143772	0,161806
Não-stem#1#1	0,378361	0,003219	117,54	0	0,372052	0,384671
STEM#0#0	0,137064	0,00316	43,37	0	0,13087	0,143258
STEM#0#1	0,309634	0,002292	135,09	0	0,305142	0,314126
STEM#1#0	0,27692	0,006986	39,64	0	0,263227	0,290613
STEM#1#1	0,413642	0,003935	105,13	0	0,405931	0,421354
female	-0,19048	0,001429	-133,28	0	-0,19328	-0,18768
exper	0,002076	2,33E-05	89,2	0	0,002031	0,002122
exper2	-1,99E-06	5,21E-08	-38,12	0	-2,09E-06	-1,88E-06
tenure	0,002111	0,000022	96	0	0,002067	0,002154
tenure2	-1,30E-06	6,98E-08	-18,65	0	-1,44E-06	-1,16E-06
hours1	-0,03001	0,006425	-4,67	0	-0,0426	-0,01742
hours2	-0,01553	0,003449	-4,5	0	-0,02229	-0,00877
_cons	1,745473	0,002523	691,83	0	1,740528	1,750418

Tabela 51 - Output stata: estimação equação 6, ano 2010

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,304881	0,002038	149,58	0	0,300887	0,308876

Não-stem#1#0	0,147081	0,008971	16,39	0	0,129498	0,164665
Não-stem#1#1	0,434872	0,005383	80,79	0	0,424321	0,445422
STEM#0#0	0,130132	0,003677	35,39	0	0,122925	0,137339
STEM#0#1	0,328912	0,002577	127,64	0	0,323861	0,333962
STEM#1#0	0,24458	0,014882	16,43	0	0,215411	0,273748
STEM#1#1	0,35886	0,007408	48,44	0	0,344341	0,373379
female	-0,16453	0,001696	-97	0	-0,16785	-0,1612
exper	0,003528	2,96E-05	119,17	0	0,00347	0,003586
exper2	-4,05E-06	6,57E-08	-61,66	0	-4,18E-06	-3,92E-06
tenure	0,002014	2,85E-05	70,59	0	0,001958	0,00207
tenure2	-2,67E-06	8,90E-08	-30,06	0	-2,85E-06	-2,50E-06
hours1	0,004138	0,006087	0,68	0,497	-0,00779	0,016069
hours2	0,026397	0,003569	7,4	0	0,019401	0,033392
size1	-0,36212	0,003478	-104,13	0	-0,36894	-0,35531
size2	-0,17976	0,003249	-55,34	0	-0,18613	-0,1734
size4	0,166862	0,002264	73,71	0	0,162425	0,171299
size5	0,25382	0,002183	116,27	0	0,249541	0,258098
psector	0,046802	0,003343	14	0	0,040249	0,053354
contrato1	0,134689	0,004813	27,98	0	0,125255	0,144123
contrato3	0,11647	0,009039	12,88	0	0,098753	0,134187
_cons	1,488201	0,005677	262,13	0	1,477073	1,499328

Tabela 52 - Output stata: estimação equação 6, ano 2011

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,289602	0,001979	146,33	0	0,285723	0,293481
Não-stem#1#0	0,163926	0,008071	20,31	0	0,148107	0,179745
Não-stem#1#1	0,410608	0,005004	82,06	0	0,4008	0,420415
STEM#0#0	0,124537	0,003571	34,87	0	0,117537	0,131537
STEM#0#1	0,316146	0,002524	125,24	0	0,311198	0,321094
STEM#1#0	0,264753	0,012681	20,88	0	0,239898	0,289608
STEM#1#1	0,342795	0,006526	52,53	0	0,330005	0,355586
female	-0,1638	0,001654	-99	0	-0,16704	-0,16055
exper	0,003392	2,89E-05	117,23	0	0,003336	0,003449
exper2	-3,80E-06	6,43E-08	-59,02	0	-3,92E-06	-3,67E-06
tenure	0,002006	2,76E-05	72,65	0	0,001952	0,00206
tenure2	-2,38E-06	8,64E-08	-27,56	0	-2,55E-06	-2,21E-06
hours1	0,005333	0,006022	0,89	0,376	-0,00647	0,017135
hours2	0,015489	0,003522	4,4	0	0,008585	0,022392
size1	-0,35602	0,003399	-104,74	0	-0,36268	-0,34935
size2	-0,16952	0,003167	-53,53	0	-0,17573	-0,16332
size4	0,157297	0,002228	70,61	0	0,152931	0,161663
size5	0,245113	0,002148	114,11	0	0,240902	0,249323
psector	-0,00163	0,00319	-0,51	0,609	-0,00788	0,00462

contrato1	0,173779	0,004379	39,68	0	0,165196	0,182362
contrato3	0,132784	0,009728	13,65	0	0,113716	0,151851
_cons	1,422716	0,00527	269,99	0	1,412388	1,433044

Tabela 53 - Output stata: estimação equação 6, ano 2012

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,285893	0,00195	146,61	0	0,282071	0,289715
Não-stem#1#0	0,16626	0,007492	22,19	0	0,151576	0,180944
Não-stem#1#1	0,410475	0,004735	86,69	0	0,401194	0,419756
STEM#0#0	0,122963	0,003524	34,89	0	0,116056	0,12987
STEM#0#1	0,318082	0,00251	126,75	0	0,313163	0,323
STEM#1#0	0,267253	0,011688	22,87	0	0,244346	0,290161
STEM#1#1	0,36723	0,006196	59,27	0	0,355085	0,379374
female	-0,16596	0,001638	-101,35	0	-0,16917	-0,16275
exper	0,003356	2,89E-05	116,27	0	0,0033	0,003413
exper2	-3,59E-06	6,39E-08	-56,2	0	-3,72E-06	-3,47E-06
tenure	0,001985	2,74E-05	72,48	0	0,001931	0,002039
tenure2	-2,28E-06	8,49E-08	-26,83	0	-2,45E-06	-2,11E-06
hours1	0,009405	0,005958	1,58	0,114	-0,00227	0,021082
hours2	0,020967	0,003512	5,97	0	0,014084	0,027851
size1	-0,35535	0,003308	-107,43	0	-0,36184	-0,34887
size2	-0,17423	0,003141	-55,47	0	-0,18039	-0,16808
size4	0,15532	0,002213	70,17	0	0,150982	0,159658
size5	0,239083	0,002133	112,1	0	0,234903	0,243264
psector	-0,02009	0,003086	-6,51	0	-0,02614	-0,01404
contrato1	0,170546	0,004293	39,73	0	0,162133	0,178959
contrato3	0,092969	0,009978	9,32	0	0,073413	0,112525
_cons	1,374476	0,005199	264,38	0	1,364286	1,384665

Tabela 54 - Output stata: estimação equação 6, ano 2013

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,281542	0,001929	145,95	0	0,277761	0,285323
Não-stem#1#0	0,152135	0,006607	23,03	0	0,139186	0,165085
Não-stem#1#1	0,412575	0,004451	92,69	0	0,403851	0,421299
STEM#0#0	0,127274	0,003507	36,3	0	0,120402	0,134147
STEM#0#1	0,331668	0,002501	132,6	0	0,326765	0,33657
STEM#1#0	0,261393	0,010791	24,22	0	0,240243	0,282543
STEM#1#1	0,388782	0,005804	66,99	0	0,377408	0,400157
female	-0,17162	0,001624	-105,68	0	-0,1748	-0,16844
exper	0,003242	2,86E-05	113,2	0	0,003186	0,003298
exper2	-3,36E-06	6,32E-08	-53,23	0	-3,49E-06	-3,24E-06
tenure	0,002163	2,69E-05	80,43	0	0,00211	0,002216

tenure2	-2,50E-06	8,30E-08	-30,09	0	-2,66E-06	-2,34E-06
hours1	0,005614	0,006223	0,9	0,367	-0,00658	0,01781
hours2	-0,00358	0,003532	-1,01	0,311	-0,0105	0,003341
size1	-0,36113	0,003231	-111,77	0	-0,36746	-0,35479
size2	-0,17769	0,003121	-56,93	0	-0,18381	-0,17157
size4	0,160539	0,002204	72,85	0	0,15622	0,164858
size5	0,24198	0,002122	114,04	0	0,237821	0,246139
psector	-0,0305	0,003107	-9,82	0	-0,03659	-0,02441
contrato1	0,190566	0,004043	47,14	0	0,182643	0,19849
contrato3	0,096892	0,009691	10	0	0,077898	0,115887
_cons	1,349627	0,005011	269,36	0	1,339807	1,359448

Tabela 55 - Output stata: estimação equação 6, ano 2014

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,28121	0,001884	149,28	0	0,277518	0,284902
Não-stem#1#0	0,137741	0,006178	22,3	0	0,125633	0,149849
Não-stem#1#1	0,422559	0,004184	100,99	0	0,414358	0,43076
STEM#0#0	0,133285	0,003414	39,04	0	0,126594	0,139975
STEM#0#1	0,334325	0,002454	136,24	0	0,329516	0,339135
STEM#1#0	0,243173	0,009726	25	0	0,22411	0,262237
STEM#1#1	0,403194	0,005412	74,5	0	0,392586	0,413802
female	-0,17657	0,001588	-111,18	0	-0,17968	-0,17345
exper	0,003083	2,76E-05	111,89	0	0,003029	0,003137
exper2	-2,99E-06	6,10E-08	-49,07	0	-3,11E-06	-2,87E-06
tenure	0,002206	2,56E-05	86,24	0	0,002155	0,002256
tenure2	-2,67E-06	7,93E-08	-33,74	0	-2,83E-06	-2,52E-06
hours1	0,009515	0,006173	1,54	0,123	-0,00258	0,021613
hours2	0,00641	0,003549	1,81	0,071	-0,00055	0,013366
size1	-0,3303	0,003144	-105,05	0	-0,33646	-0,32413
size2	-0,17604	0,003042	-57,87	0	-0,182	-0,17008
size4	0,160631	0,002148	74,77	0	0,15642	0,164841
size5	0,2512	0,002077	120,97	0	0,24713	0,25527
psector	-0,03614	0,003139	-11,51	0	-0,04229	-0,02999
contrato1	0,199012	0,003825	52,03	0	0,191515	0,206508
contrato3	0,145669	0,010253	14,21	0	0,125574	0,165765
_cons	1,337486	0,004819	277,54	0	1,328041	1,346931

Tabela 56 - Output stata: estimação equação 6, ano 2015

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,274623	0,00182	150,89	0	0,271056	0,27819
Não-stem#1#0	0,139743	0,005628	24,83	0	0,128713	0,150773
Não-stem#1#1	0,415098	0,003886	106,81	0	0,407481	0,422715

STEM#0#0	0,133341	0,003349	39,81	0	0,126777	0,139905
STEM#0#1	0,334207	0,002395	139,54	0	0,329513	0,338901
STEM#1#0	0,245692	0,008956	27,43	0	0,22814	0,263245
STEM#1#1	0,409443	0,004868	84,11	0	0,399902	0,418984
female	-0,17855	0,001539	-116,04	0	-0,18156	-0,17553
exper	0,002824	2,62E-05	107,8	0	0,002773	0,002876
exper2	-2,57E-06	5,82E-08	-44,2	0	-2,68E-06	-2,46E-06
tenure	0,002123	2,42E-05	87,57	0	0,002075	0,00217
tenure2	-2,34E-06	7,54E-08	-31,07	0	-2,49E-06	-2,20E-06
hours1	0,003093	0,006152	0,5	0,615	-0,00897	0,015151
hours2	-0,00757	0,003506	-2,16	0,031	-0,01444	-0,0007
size1	-0,33159	0,003048	-108,78	0	-0,33756	-0,32562
size2	-0,16795	0,002951	-56,92	0	-0,17373	-0,16216
size4	0,164718	0,002081	79,15	0	0,160639	0,168797
size5	0,239834	0,002015	119,03	0	0,235885	0,243784
psector	0,001789	0,003031	0,59	0,555	-0,00415	0,007729
contrato1	0,175133	0,003698	47,37	0	0,167886	0,18238
contrato3	0,137928	0,010176	13,55	0	0,117983	0,157874
_cons	1,375186	0,004663	294,9	0	1,366046	1,384326

Tabela 57 - Output stata: estimação equação 6, ano 2016

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,271727	0,001754	154,96	0	0,26829	0,275164
Não-stem#1#0	0,139251	0,005218	26,69	0	0,129025	0,149477
Não-stem#1#1	0,401109	0,003568	112,43	0	0,394117	0,408102
STEM#0#0	0,132024	0,003205	41,2	0	0,125742	0,138305
STEM#0#1	0,329374	0,002331	141,33	0	0,324806	0,333942
STEM#1#0	0,230257	0,007961	28,92	0	0,214655	0,24586
STEM#1#1	0,400901	0,00443	90,5	0	0,392219	0,409584
female	-0,18142	0,001481	-122,51	0	-0,18432	-0,17852
exper	0,002624	0,000025	105,07	0	0,002575	0,002672
exper2	-2,22E-06	5,56E-08	-39,9	0	-2,33E-06	-2,11E-06
tenure	0,001933	2,32E-05	83,24	0	0,001887	0,001978
tenure2	-1,92E-06	7,26E-08	-26,5	0	-2,07E-06	-1,78E-06
hours1	0,018018	0,006198	2,91	0,004	0,005869	0,030166
hours2	0,002679	0,003426	0,78	0,434	-0,00404	0,009394
size1	-0,3182	0,002974	-106,99	0	-0,32403	-0,31237
size2	-0,15171	0,002853	-53,18	0	-0,1573	-0,14612
size4	0,159574	0,002013	79,28	0	0,155629	0,163519
size5	0,238825	0,00194	123,11	0	0,235023	0,242627
psector	0,024382	0,002937	8,3	0	0,018627	0,030138
contrato1	0,170183	0,003456	49,25	0	0,16341	0,176956
contrato3	0,133429	0,010127	13,18	0	0,113581	0,153277

_cons	1,401213	0,004398	318,62	0	1,392593	1,409832
-------	----------	----------	--------	---	----------	----------

Tabela 58 - Output stata: estimação equação 6, ano 2017

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,261898	0,00169	154,96	0	0,258586	0,265211
Não-stem#1#0	0,129773	0,0047	27,61	0	0,120561	0,138985
Não-stem#1#1	0,395727	0,003339	118,51	0	0,389182	0,402271
STEM#0#0	0,132383	0,003099	42,73	0	0,12631	0,138456
STEM#0#1	0,325677	0,002264	143,85	0	0,321239	0,330114
STEM#1#0	0,234525	0,007212	32,52	0	0,22039	0,24866
STEM#1#1	0,398732	0,004092	97,44	0	0,390712	0,406752
female	-0,18328	0,001425	-128,66	0	-0,18607	-0,18049
exper	0,002455	2,36E-05	103,88	0	0,002408	0,002501
exper2	-2,08E-06	5,27E-08	-39,4	0	-2,18E-06	-1,97E-06
tenure	0,001719	2,22E-05	77,41	0	0,001675	0,001762
tenure2	-1,30E-06	6,95E-08	-18,65	0	-1,43E-06	-1,16E-06
hours1	0,01961	0,006044	3,24	0,001	0,007763	0,031457
hours2	-0,00463	0,003328	-1,39	0,164	-0,01115	0,001895
size1	-0,30079	0,002893	-103,99	0	-0,30646	-0,29512
size2	-0,1522	0,002768	-54,98	0	-0,15763	-0,14678
size4	0,163563	0,001938	84,39	0	0,159764	0,167362
size5	0,230944	0,001863	123,99	0	0,227293	0,234595
psector	-0,02158	0,00283	-7,62	0	-0,02713	-0,01603
contrato1	0,166109	0,003333	49,84	0	0,159577	0,17264
contrato3	0,101413	0,0093	10,91	0	0,083187	0,11964
_cons	1,438394	0,004241	339,21	0	1,430082	1,446705

Tabela 59 - Output stata: estimação equação 6, ano 2018

lhw_real	Coef.	Std. Err.	t	P> t	[95% Conf	. Interval]
STEM#master#rti1						
Não-stem#0#1	0,254295	0,001616	157,35	0	0,251127	0,257462
Não-stem#1#0	0,135695	0,004362	31,11	0	0,127145	0,144245
Não-stem#1#1	0,383933	0,003062	125,37	0	0,377931	0,389936
STEM#0#0	0,137803	0,002998	45,96	0	0,131927	0,143679
STEM#0#1	0,322803	0,002179	148,16	0	0,318533	0,327073
STEM#1#0	0,24636	0,006626	37,18	0	0,233374	0,259346
STEM#1#1	0,391071	0,003733	104,77	0	0,383755	0,398387
female	-0,18075	0,001359	-133,03	0	-0,18342	-0,17809
exper	0,002311	2,21E-05	104,48	0	0,002267	0,002354
exper2	-1,98E-06	4,95E-08	-40,06	0	-2,08E-06	-1,88E-06
tenure	0,001457	2,12E-05	68,62	0	0,001415	0,001498
tenure2	-7,95E-07	6,66E-08	-11,93	0	-9,25E-07	-6,64E-07

hours1	0,009914	0,006094	1,63	0,104	-0,00203	0,021859
hours2	-0,00467	0,003272	-1,43	0,154	-0,01108	0,001748
size1	-0,29067	0,002796	-103,96	0	-0,29615	-0,28519
size2	-0,1523	0,00267	-57,05	0	-0,15753	-0,14707
size4	0,14389	0,001858	77,44	0	0,140249	0,147532
size5	0,221091	0,001773	124,7	0	0,217616	0,224566
psector	0,045401	0,002755	16,48	0	0,040001	0,0508
contrato1	0,165441	0,00318	52,02	0	0,159208	0,171674
contrato3	0,103108	0,009043	11,4	0	0,085385	0,120832
_cons	1,481972	0,004038	366,99	0	1,474057	1,489887