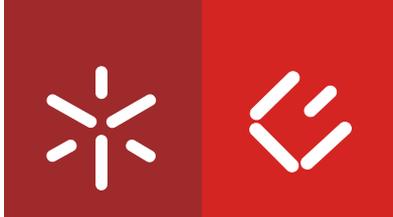


**Universidade do Minho**  
Escola de Economia e Gestão

Ana Catarina Pereira Pimenta

**Efeitos da composição da turma  
no desempenho dos alunos das escolas  
públicas portuguesas**



**Universidade do Minho**  
Escola de Economia e Gestão

Ana Catarina Pereira Pimenta

**Efeitos da composição da turma  
no desempenho dos alunos das escolas  
públicas portuguesas**

Dissertação de Mestrado  
Mestrado em Economia

Trabalho efetuado sob a orientação de  
**Carla Angélica Silva Pinto Sá**  
e de  
**Miguel Ângelo Reis Portela**

## DECLARAÇÃO

**Nome:** Ana Catarina Pereira Pimenta

**Endereço eletrónico:** pimenta.catarina@hotmail.com

**Número do Bilhete de Identidade:** 14810127

**Título da dissertação:** Efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos das escolas públicas portuguesas

**Orientadores:** Carla Angélica Silva Pinto Sá e Miguel Ângelo Reis Portela

**Ano de conclusão:** 2018

**Designação do Mestrado:** Mestrado em Economia

É AUTORIZADA A REPRODUÇÃO PARCIAL DESTA DISSERTAÇÃO APENAS PARA EFEITOS DE INVESTIGAÇÃO, MEDIANTE DECLARAÇÃO ESCRITA DO INTERESSADO, QUE A TAL SE COMPROMETE.

Universidade do Minho, \_\_/\_\_/\_\_\_\_

Assinatura: \_\_\_\_\_

## AGRADECIMENTOS

Mais de 5 anos passaram desde que ingressei na Escola de Economia e Gestão da Universidade do Minho. Durante este período, muitos foram os Professores que me marcaram, me ensinaram e me moldaram à imagem daquilo que hoje sou.

Foi nesta casa que aprendi coisas que não estão escritas nos livros e fiz muitos amigos. A vocês, muito obrigada!

Este trabalho representa o culminar de mais uma etapa da minha vida académica e, como tal, existem pessoas que merecem um particular destaque.

Um agradecimento especial não poderia deixar de ser dirigido aos meus orientadores, Carla Sá e Miguel Portela. Sem os vossos conhecimentos este trabalho estaria muito mais “pobre”.

À minha família. Sem vocês nada disto teria sido possível. Obrigada por me darem a oportunidade de estudar, por me apoiarem nos piores momentos e por festejarmos juntos cada conquista. No futuro, gostaria de construir uma família tão bonita como a nossa.

Aos meus colegas de trabalho, obrigada pelo companheirismo e entreaajuda. Mesmo longe, vocês ajudaram a que me sentisse em casa. Em especial, obrigada Carlos por toda a ajuda. És, sem dúvida, um amigo que levarei para a vida.

Obrigada Bela. Obrigada por seres a melhor amiga do mundo. Ao longo deste percurso mostraste, uma vez mais, ser um grande pilar.

A todos que direta ou indiretamente contribuíram para a concretização deste trabalho e para o meu sucesso profissional, muito obrigada!



## RESUMO

Existe uma vasta literatura sobre os efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos. Contudo, os resultados apontam para diferentes direções e são escassos para o contexto português. A presente investigação pretende contribuir para uma melhor compreensão deste tema, procurando dar resposta à seguinte questão: Qual a dimensão e composição das turmas que favorece o desempenho dos alunos nos exames nacionais de Matemática e Português?

Este estudo beneficia de uma nova base de dados construída a partir de duas fontes do Ministério de Educação: a MISI (Sistema de Informação do Ministério da Educação) e as estatísticas publicadas pelo JNE (Júri Nacional de Exames). O painel utilizado permite seguir o mesmo aluno desde o 9º ano (ano letivo 2007/2008 ou 2008/2009) até ao 12º ano de escolaridade (ano letivo 2010/2011 ou 2011/2012), com informação ao nível do estudante e ao nível da turma.

Utilizando diferentes metodologias, considerou-se que a que melhor se adequa aos problemas evidenciados pela literatura é a estimação via *High-Dimensional Fixed Effects* (HDFE). Assim, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e a eventual alocação não aleatória dos alunos entre escolas (efeitos fixos do aluno e da escola), concluiu-se que a nota interna se encontra indexada à nota obtida no exame nacional, tanto em Matemática como em Português. Para além disso, os alunos beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar possuem um desempenho médio inferior relativamente aos não beneficiários em Português.

Adicionalmente, concluiu-se que uma medida passível de aumentar o desempenho dos alunos em Matemática seria garantir uma dimensão de turma compreendida entre os 21 e os 24 alunos. Em relação à composição da turma, aumentar a quota de mulheres parece ser prejudicial ao desempenho dos alunos no exame nacional de Matemática. Para além disso, aumentar a proporção de repetentes e de alunos com internet na turma produz uma externalidade negativa em ambas as disciplinas. Contrariamente, aumentar a proporção de bons alunos parece incrementar as classificações obtidas nos exames nacionais de Matemática e Português.

**Palavras-chave:** dimensão da turma, composição da turma, desempenho dos alunos.



## ABSTRACT

There exists a wide literature on the effects of class composition on student achievement. However, the results point to different directions and they are scarce for the Portuguese context. This research aims to contribute to a better understanding of this topic, seeking to answer the following question: What is the size and composition of the classes that foster students' performance in the national exams of Mathematics and Portuguese?

This study benefits from a new dataset constructed from two sources of the Ministry of Education: the MISI (*Sistema de Informação do Ministério da Educação*) and the statistics published by the JNE (*Júri Nacional de Exames*). The panel dataset used allows to follow the same student from the 9th grade (academic year 2007/2008 or 2008/2009) up to 12th grade (academic year 2010/2011 or 2011/2012), with information at student level and at class level.

Using different methodologies, it was considered that the best fit to the problems highlighted in the literature is the estimation via High-Dimensional Fixed Effects (HDFE). Thus, controlling for unobserved heterogeneity at the student level and the possible non-random allocation of students across schools (fixed effects of student and school), the internal classification is indexed to the one obtained in the national exam, both in Mathematics and Portuguese. Furthermore, students benefiting from the School Social Action System have a lower performance, on average, than non-beneficiaries in the Portuguese national exams.

Additionally, it was concluded that a policy likely to increase student achievement in Mathematics would be ensure a class size between 21 and 24 students. Regarding the class composition, increasing the share of women seems to be harmful to the students' achievement in the Mathematics national exam. Moreover, by increasing the proportion of retained students and students with internet in the class seems to produce a negative externality in both subjects. Conversely, enhance the proportion of good students seems to improve the scores obtained in the national exams of Mathematics and Portuguese.

**Keywords:** class size, class composition, student achievement.



## ÍNDICE GERAL

1. INTRODUÇÃO.....	1
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	5
3. DADOS .....	20
3.1. A BASE DE DADOS.....	20
3.2. VARIÁVEIS E ESTATÍSTICA DESCRITIVA .....	22
3.2.1. Matemática .....	22
3.2.2. Português.....	36
4. METODOLOGIA ECONOMETRICA .....	49
4.1. ESPECIFICAÇÃO DO MODELO, ESTIMAÇÃO POR OLS E PROBLEMAS.....	49
4.2. ENDOGENEIDADE: VARIÁVEIS INSTRUMENTAIS (IV).....	51
4.3. ENDOGENEIDADE: MODELOS PARA DADOS EM PAINEL.....	53
Modelo de Efeitos Fixos (FE) .....	54
Modelo de Efeitos Aleatórios (RE).....	56
Escolha entre modelos de efeitos fixos e efeitos variáveis: Teste de Hausman....	58
<i>High-dimensional fixed effects</i> (HDFE) .....	58
5. RESULTADOS EMPÍRICOS E DISCUSSÃO .....	59
5.1. Matemática.....	59
5.2. Português.....	71
5.3. Discussão .....	80
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS .....	84
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	88
ANEXOS.....	95
A. CONSTRUÇÃO E TRATAMENTO DA BASE DE DADOS .....	95
B. ESTATÍSTICA DESCRITIVA ADICIONAL.....	98

## ÍNDICE DE TABELAS

<b>TABELA 1.A:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 9º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	23
<b>TABELA 1.B:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 10º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	23
<b>TABELA 1.C:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 11º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	24
<b>TABELA 1.D:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 12º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	24
<b>TABELA 2:</b> PERCENTIS DAS NOTAS DOS EXAMES NACIONAIS DE MATEMÁTICA DO 9º ANO.....	25
<b>TABELA 3:</b> PERCENTIS DAS NOTAS DOS EXAMES NACIONAIS DE MATEMÁTICA DO 12º ANO.....	26
<b>TABELA 4:</b> IDADE MÉDIA DOS ALUNOS - MATEMÁTICA.....	26
<b>TABELA 5:</b> NOTA INTERNA MÉDIA DOS ALUNOS A MATEMÁTICA.....	27
<b>TABELA 6:</b> NOTA MÉDIA DOS ALUNOS NOS EXAMES NACIONAIS DE MATEMÁTICA.....	27
<b>TABELA 7:</b> IDENTIFICAÇÃO DO ENCARREGADO DE EDUCAÇÃO (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	27
<b>TABELA 8:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DO ENCARREGADO DE EDUCAÇÃO (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	28
<b>TABELA 9:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DA MÃE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	29
<b>TABELA 10:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DO PAI (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	29
<b>TABELA 11.A:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 9º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	31
<b>TABELA 11.B:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 10º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	31
<b>TABELA 11.C:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 11º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	32
<b>TABELA 11.D:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 12º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	32
<b>TABELA 12:</b> DIMENSÃO DAS TURMAS - MATEMÁTICA.....	33
<b>TABELA 13:</b> NOTA INTERNA MÉDIA DAS TURMAS A MATEMÁTICA.....	33
<b>TABELA 14:</b> NOTA MÉDIA DAS TURMAS NOS EXAMES NACIONAIS DE MATEMÁTICA.....	34
<b>TABELA 15:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS MÉDIAS AO NÍVEL DA TURMA (EM PERCENTAGEM) - MATEMÁTICA.....	35
<b>TABELA 16.A:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 9º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	36
<b>TABELA 16.B:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 10º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	37
<b>TABELA 16.C:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 11º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	37
<b>TABELA 16.D:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 12º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	37
<b>TABELA 17:</b> PERCENTIS DAS NOTAS DOS EXAMES NACIONAIS DE LÍNGUA PORTUGUESA DO 9º ANO.....	38
<b>TABELA 18:</b> PERCENTIS DAS NOTAS DOS EXAMES NACIONAIS DE PORTUGUÊS DO 12º ANO.....	39
<b>TABELA 19:</b> IDADE MÉDIA DOS ALUNOS - PORTUGUÊS.....	39
<b>TABELA 20:</b> NOTA INTERNA MÉDIA DOS ALUNOS A PORTUGUÊS.....	40
<b>TABELA 21:</b> NOTA MÉDIA DOS ALUNOS NOS EXAMES NACIONAIS DE PORTUGUÊS.....	40
<b>TABELA 22:</b> IDENTIFICAÇÃO DO ENCARREGADO DE EDUCAÇÃO (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	40
<b>TABELA 23:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DO ENCARREGADO DE EDUCAÇÃO (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	41
<b>TABELA 24:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DA MÃE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	41
<b>TABELA 25:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS DO PAI (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	42
<b>TABELA 26.A:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 9º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS.....	44

<b>TABELA 26.B:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 10º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS. ....	44
<b>TABELA 26.C:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 11º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS. ....	45
<b>TABELA 26.D:</b> VALORES MÉDIOS PARA O 12º ANO DE ESCOLARIDADE (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS. ....	45
<b>TABELA 27:</b> DIMENSÃO DAS TURMAS - PORTUGUÊS. ....	46
<b>TABELA 28:</b> NOTA INTERNA MÉDIA DAS TURMAS A PORTUGUÊS. ....	47
<b>TABELA 29:</b> NOTA MÉDIA DAS TURMAS NOS EXAMES NACIONAIS DE PORTUGUÊS. ....	47
<b>TABELA 30:</b> HABILITAÇÕES LITERÁRIAS MÉDIAS AO NÍVEL DA TURMA (EM PERCENTAGEM) - PORTUGUÊS. ....	48
<b>TABELA 31:</b> ESTRUTURA DA BASE DE DADOS DE MATEMÁTICA UTILIZADA NOS VÁRIOS MODELOS. ....	59
<b>TABELA 32:</b> RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO POR OLS UTILIZANDO O LOGARITMO DAS NOTAS DO EXAME NACIONAL DE MATEMÁTICA COMO VARIÁVEL DEPENDENTE. ....	60
<b>TABELA 33:</b> RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO UTILIZANDO O LOGARITMO DAS NOTAS DO EXAME NACIONAL DE MATEMÁTICA COMO VARIÁVEL DEPENDENTE – MODELOS PARA DADOS EM PAINEL. ....	65
<b>TABELA 34:</b> ESTRUTURA DA BASE DE DADOS DE PORTUGUÊS UTILIZADA NOS VÁRIOS MODELOS. ....	71
<b>TABELA 35:</b> RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO POR OLS UTILIZANDO O LOGARITMO DAS NOTAS DO EXAME NACIONAL DE PORTUGUÊS COMO VARIÁVEL DEPENDENTE. ....	72
<b>TABELA 36:</b> RESULTADOS DA ESTIMAÇÃO UTILIZANDO O LOGARITMO DAS NOTAS DO EXAME NACIONAL DE PORTUGUÊS COMO VARIÁVEL DEPENDENTE – MODELOS PARA DADOS EM PAINEL. ....	75
<b>TABELA A.1:</b> 1º COORTE DE ALUNOS ANALISADOS. ....	95
<b>TABELA A.2:</b> 2º COORTE DE ALUNOS ANALISADOS. ....	95
<b>TABELA B.1:</b> ALUNOS MATRICULADOS POR ANO LETIVO E ANO DE ESCOLARIDADE NO ENSINO REGULAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE PORTUGAL CONTINENTAL. ....	98
<b>TABELA B.2:</b> MULHERES MATRICULADAS POR ANO LETIVO E ANO DE ESCOLARIDADE NO ENSINO REGULAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE PORTUGAL CONTINENTAL. ....	98
<b>TABELA B.3:</b> MULHERES MATRICULADAS POR ANO LETIVO E ANO DE ESCOLARIDADE NO ENSINO REGULAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE PORTUGAL CONTINENTAL (EM PERCENTAGEM).....	98
<b>TABELA B.4:</b> ALUNOS QUE TRANSITARAM/CONCLUÍRAM POR ANO LETIVO E ANO DE ESCOLARIDADE NO ENSINO REGULAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE PORTUGAL CONTINENTAL. ....	99
<b>TABELA B.5:</b> TAXAS DE REPROVAÇÃO POR ANO LETIVO E ANO DE ESCOLARIDADE NO ENSINO REGULAR NAS ESCOLAS PÚBLICAS DE PORTUGAL CONTINENTAL (EM PERCENTAGEM).....	99
<b>TABELA B.6:</b> NOTAS MÉDIAS NOS EXAMES NACIONAIS DE PORTUGUÊS E MATEMÁTICA DO 9º E DO 12º ANO. ....	99

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>FIGURA 1:</b> EFEITOS MARGINAIS MÉDIOS DO TAMANHO DA TURMA A MATEMÁTICA COM UM INTERVALO DE CONFIANÇA DE 95%.	
.....	68
<b>FIGURA 2:</b> EFEITOS MARGINAIS MÉDIOS DO TAMANHO DA TURMA A PORTUGUÊS COM UM INTERVALO DE CONFIANÇA DE 95%.	
.....	77



## 1. INTRODUÇÃO

Recentemente, a organização das turmas, quer a sua composição, quer a sua dimensão, tem sido alvo de discussão pública. Pais e professores vêm a redução das turmas quase sempre como um fator que favorece a aprendizagem e o desempenho dos alunos. Apesar disso, os estudos que vêm sendo realizados nem sempre são conclusivos ou concordantes quanto aos resultados de uma medida deste tipo.

Existem, assim, defensores de turmas homogéneas em função do desempenho do estudante, que argumentam que desta forma é possível melhorar o apoio aos alunos com dificuldades de aprendizagem. Em contrapartida, há quem argumente que os critérios usados para distribuir os alunos pelas turmas podem agravar desigualdades: as turmas heterogéneas e a diversidade que as caracteriza podem funcionar como contextos motivadores para os alunos com mais dificuldades.

Com quem o estudante partilha a sala de aula pode determinar a quantidade de tempo que presta atenção ao professor, o tipo de aulas a que é exposto ou até mesmo os pares com quem vai interagir fora da escola (Firmino *et al.*, 2016). Assim, idealmente, pretende-se determinar a composição ótima das turmas. No entanto, a multiplicidade de características subjacentes torna este objetivo bastante complexo.

A forma de organização dos alunos pelas turmas mais frequentemente debatida na literatura prende-se com o desempenho prévio (ver, por exemplo, Booij *et al.*, 2017; Collins e Gan, 2013; Ding e Lehrer, 2007; Duflo *et al.*, 2011; Ferrão, 2012; Hattie, 2002 e Slavin, 1990), considerado como *proxy*, ou indicativo, da capacidade do estudante. Para além disso, diversos autores relacionam o desempenho dos alunos com características da turma como o contexto socioeconómico (ver, por exemplo, Carneiro, 2008; Firmino *et al.*, 2016; Kirjavainen, 2012; Lee e Barro, 2001; Pereira e Reis, 2012 e Sousa, 2016), a composição em termos de género (ver, por exemplo, Firmino *et al.*, 2016; Hill, 2017; Pereira, 2010; Schone *et al.*, 2017 e Sousa, 2016), a fração de repetentes (ver, por exemplo, Lavy *et al.*, 2012), a idade média (ver, por exemplo, Firmino *et al.*, 2016 e Sousa, 2016) a fração de alunos com computador e/ou internet em casa (ver, por exemplo, Firmino *et al.*, 2016), entre outras variáveis.

Adicionalmente, cada dimensão da composição da turma pode influenciar os resultados individuais de forma heterogénea, dependendo das características dos próprios alunos, o que reforça a complexidade do tema.

Quando comparada com os estudos internacionais, a literatura sobre os efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos para o contexto português é ainda muito limitada e os resultados estão longe de serem consensuais. O presente estudo pretende contribuir para esta discussão, procurando dar resposta à seguinte questão: Qual a dimensão e composição das turmas que favorece o desempenho dos alunos nos exames nacionais de Matemática e Português?

Deste estudo poderão, assim, resultar ilações relevantes que poderão vir a orientar decisões políticas, bem como orientações para as decisões tomadas pelos gestores das escolas ao nível da composição das turmas. Visa-se, assim, a sugestão de medidas educativas que promovam o sucesso escolar e que sejam neutras do ponto de vista orçamental, uma vez que dependem apenas da reorganização dos alunos pelas turmas dentro da própria escola.

Com vista à prossecução dos objetivos propostos, foi construída uma base de dados, que beneficia da utilização da informação administrativa, gerida pelo Ministério da Educação, com informação detalhada para todos os alunos que frequentam escolas públicas em Portugal (anos letivos 2007/2008 a 2011/2012).

O presente estudo estima os efeitos da composição da turma com base em diferentes metodologias. Destaca-se, por se revelar mais adequada, a estimação por *High-Dimensional Fixed Effects* (HDFE), uma vez que, ao utilizar efeitos fixos ao nível do aluno e da escola, permite controlar para os dois problemas mais debatidos na literatura: a seleção dentro do grupo de pares e a existência de características não observáveis (como a capacidade inata do aluno/genética).

Os resultados sugerem que, tanto em Matemática como em Português, a nota interna está indexada à nota obtida no exame nacional. Condicional à heterogeneidade não observada e à eventual alocação não aleatória dos alunos entre escolas, o aumento de 1% na nota interna conduz a um aumento médio no desempenho dos alunos no exame nacional de cerca de 0,9% em Matemática e de aproximadamente 0,2% em Português, mantendo tudo o resto constante.

Adicionalmente, possuir internet em casa ou uma mãe com Ensino Superior (*proxies* do rendimento do aluno e indicadores do seu contexto socioeconómico) não produz um impacto estatisticamente significativo em nenhuma das disciplinas.

Contudo, concluiu-se que os alunos beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar possuem um desempenho médio inferior em cerca de 3% relativamente aos não beneficiários, em Português. No entanto, esta variável não é estatisticamente significativa no que respeita ao desempenho em Matemática.

Em relação ao tamanho da turma, uma dimensão suscetível de intervenção do Estado, o intervalo de dimensão ótima da turma encontra-se compreendido entre os 21 e os 24 alunos em Matemática. Pelo contrário, o tamanho da turma não parece ser relevante no desempenho em Português.

Relativamente às variáveis da composição da turma, os seus resultados são úteis para aferir eventuais medidas, a adotar pelas escolas, no sentido de reorganizar os alunos pelas turmas e aumentar o seu desempenho escolar. Parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento de mulheres na turma em termos do desempenho dos alunos em Matemática. Nomeadamente, o aumento de 1 p.p. na fração de mulheres na turma diminui as notas médias dos alunos no exame nacional de Matemática em cerca de 0,05%, mantendo tudo o resto contante. Porém, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa em Português.

Parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento de repetentes na turma no desempenho dos alunos em ambas as disciplinas. Por exemplo, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,16% em Matemática e em aproximadamente 0,07% em Português. De forma similar, parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento no número de alunos com internet na turma no desempenho dos alunos, em ambas as disciplinas: o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na turma diminui as notas médias dos alunos em cerca de 0,14% em Matemática e em aproximadamente 0,09% em Português.

As proporções de beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar e de alunos cuja mãe possui Ensino Superior na turma, não se apresentam como estatisticamente significativas em nenhuma das disciplinas em análise. Pelo contrário, parece existir uma externalidade positiva associada ao aumento de bons alunos na turma em ambas as

disciplinas. O aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma aumenta o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,19% no exame nacional de Matemática e em aproximadamente 0,23% no exame nacional de Português, mantendo tudo o resto constante.

Este estudo encontra-se, assim, estruturado em várias secções. A Revisão de Literatura é apresentada na secção seguinte (Secção 2). A Secção 3 apresenta a descrição, o tratamento e algumas estatísticas descritivas da base de dados usada. As Secções 4 e 5 descrevem a metodologia econométrica, os resultados empíricos e sua discussão, respetivamente. A Secção 6 conclui com algumas considerações finais.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

O objetivo de compreender o desempenho dos alunos com diferentes características tem dado origem a uma vasta linha de investigação essencialmente a nível internacional, mas em crescendo para Portugal.

Várias características dos próprios estudantes, da sua família e das escolas têm vindo a ser apontados como fatores explicativos do seu desempenho, medido sobretudo pelos resultados em diferentes testes (ver, por exemplo, Berlinski *et al.*, 2009; Denny e Oppedisano, 2013; Firmino *et al.*, 2016; Hanushek, 1986, 1997; Lee e Barro, 2001; Pritchett e Filmer, 1999; Woessmann, 2003 e Woessmann e West, 2006), pelas taxas de retenção e abandono escolar (ver, por exemplo, Fischer, 2017 e Lee e Barro, 2001), mas também pelos subseqüentes ganhos no mercado de trabalho (ver, por exemplo, Hanushek, 2005).

No que respeita aos determinantes deste desempenho, vários estudos têm vindo a salientar a importância do contexto familiar, ao invés do papel da escola e do investimento público em educação, embora nem sempre haja consenso. Coleman (1966) publicou um estudo controverso que despoletou muitas das análises ao nível da Economia da Educação. De acordo com este autor, variáveis como a escola, a turma e os professores não influenciam o desempenho do aluno, ao contrário, nomeadamente, do contexto socioeconómico em que vive o estudante. Cerca de 50 anos depois do designado *Coleman Report*, este estudo é ainda citado por diversos autores e recordado pela expressão: “*Schools don’t matter*”.

Corroborando com o trabalho de Coleman (1966), Hanushek (1997), numa revisão de 400 estudos que analisam o desempenho dos estudantes, concluiu que não existe uma relação forte ou consistente entre o desempenho do aluno e os recursos das respetivas escolas, pelo menos depois de controlar para as características da família. No mesmo sentido, Hanushek *et al.* (1996) concluíram que não é provável que incrementos exclusivamente nas despesas em educação melhorem os resultados escolares dos alunos.

Para além disso, enquanto Krueger (2003) e Lee e Barro (2001) constataram que maiores recursos, associados especialmente a turmas mais pequenas, incrementam os resultados escolares, Woessman (2003) concluiu que quanto maior a despesa em

educação por estudante (medida ao nível de um país) e quanto menor a dimensão da turma, pior o desempenho dos alunos em Matemática e em Ciências. Tal como este último, Kirjavainen (2012) obteve um efeito negativo e estatisticamente significativo associado ao aumento das despesas por estudante, tendo concluído que o conhecimento prévio e o contexto familiar são os preditores mais importantes do desempenho do aluno. No mesmo sentido, Akerhielm (1995) e Lee e Barro (2001), concluíram que os benefícios associados a turmas mais pequenas são diminutos quando comparados com o impacto do contexto familiar e do estatuto socioeconómico no desempenho do aluno.

De facto, a crescente literatura para Portugal parece ir de encontro aos resultados dos autores internacionais mencionados anteriormente. Segundo Carneiro (2008), Portugal possui um dos maiores níveis de desigualdade de rendimentos da Europa, sendo a educação responsável por grande parte desses diferenciais. Utilizando os dados do PISA (*Programme for International Student Assessment*) 2000, concluiu que a maior parte da variabilidade no desempenho escolar dos estudantes com 15 anos de idade é explicada pelas características da família. No mesmo sentido, Pereira (2010) e Pereira e Reis (2012), utilizando os dados do PISA 2006 e do PISA 2009, respetivamente, constataram que o principal fator gerador das desigualdades na classificação dos testes é o contexto familiar, ou seja, as características do aluno e da sua família, assumindo os recursos da escola um papel bastante limitado.

Dentro dos aspetos que caracterizam o próprio contexto familiar, o maior rendimento e a maior escolaridade dos pais exercem um efeito positivo e estatisticamente significativo sobre o desempenho do aluno (Lee e Barro, 2001). Segundo Firmino *et al.* (2016), a educação dos pais mede a qualidade do apoio académico que os alunos recebem em casa, apresentando-se numa grande parte dos estudos como benéfica para o desempenho dos estudantes, tanto em Portugal como noutros países (ver, por exemplo, Carneiro, 2008; Kirjavainen, 2012; Pereira e Reis, 2012 e Woessman, 2003), embora haja exemplos de estudos em que não se apresenta como estatisticamente significativa (ver, por exemplo, Pereira, 2010).

Contudo, de acordo com Ferrão (2012), a relação entre o conhecimento prévio do aluno e o seu desempenho é pelo menos 2,5 vezes maior do que a relação entre o desempenho do aluno e o seu estatuto socioeconómico. De facto, o conhecimento

anterior do aluno tem vindo a ganhar relevância na literatura, essencialmente a partir dos anos 2000, com a utilização da perspetiva de valor acrescentado na especificação da função produção da educação. Segundo Todd e Wolpin (2003), o desenvolvimento do aluno é um processo cumulativo que depende da história da família, dos *inputs* da escola, mas também da sua capacidade inata pelo que, ao incluir o seu desempenho anterior, estes modelos permitem isolar estatisticamente a contribuição da escola no desempenho do aluno (Meyer, 1997). Não obstante, os modelos de valor acrescentado possuem determinadas desvantagens, tal como a existência de efeitos *ceiling* que influenciam o valor acrescentado pelas escolas aos alunos que já possuíam um elevado desempenho anteriormente (Ray, 2006).

Para além das características socioeconómicas dos estudantes, ao longo das últimas décadas, a dimensão da turma tem sido um dos fatores mais discutidos, possivelmente por ser normalmente resultado de uma decisão governamental. Existem estudos que comprovam a eficácia de turmas pequenas (ver, por exemplo, Chetty *et al.*, 2011; Finn, 1998; Krueger, 1999; Lee e Barro, 2001 e Rivkin *et al.*, 2005), estudos com resultados mistos (ver, por exemplo, Jepsen e Rivkin, 2009 e Woessmann e West, 2006) e estudos em que alterações no tamanho das turmas não surtem qualquer efeito no desempenho dos alunos qualquer que seja o tipo de estudante (ver, por exemplo, Hanushek, 1998; Hanushek, 1999 e Hoxby, 2000a).

Na investigação mais recente, esta falta de consenso prevalece bem visível. Denny e Oppedisano (2013), recorrendo à estimação por Variáveis Instrumentais (*Instrumental Variables*, IV) e utilizando os dados do PISA 2003 para os Estados Unidos e para o Reino Unido, concluíram que aumentar a dimensão da turma conduziria a melhorias nos resultados dos alunos em Matemática. Pelo contrário, Coupé *et al.* (2016) mostrou que o tamanho da turma não produz efeitos estatisticamente significativos nas notas dos alunos das escolas secundárias da Ucrânia. Krassel e Heinesen (2014), controlando para o conhecimento prévio do aluno juntamente com efeitos fixos da escola, obtiveram efeitos negativos e estatisticamente significativos da dimensão da turma no desempenho dos alunos das escolas secundárias da Dinamarca.

Quando se discute o papel do tamanho da turma há vários aspetos que importa considerar. Por exemplo, Akerhielm (1995) argumenta que os estudantes das escolas públicas não são aleatoriamente alocados em turmas com diferentes dimensões,

estando os estudantes com menor capacidade nas turmas mais pequenas. Utilizando o tamanho médio da turma para uma dada disciplina dentro da escola como instrumento para o tamanho atual da turma, Akerhielm (1995) conclui que o efeito do tamanho da turma no desempenho dos alunos passou de positivo para negativo quando se utiliza IV. Ou seja, os benefícios associados a turmas pequenas apenas prevalecem caso a alocação seja aleatória. Apesar de, com este procedimento, a autora ter controlado para a organização dos alunos dentro da escola não foram considerados controlos para a alocação dos alunos entre escolas, uma vez que não foram incluídos efeitos fixos da escola.

Há quem argumente que as turmas mais pequenas não têm necessariamente de favorecer o desempenho dos estudantes. Segundo Dobbelsteen *et al.* (2002), a redução do tamanho da turma produz dois efeitos opostos. Por um lado, o número de alunos por professor diminui, permitindo ao professor dedicar mais tempo ao ensino de cada aluno o que, provavelmente, melhora o desempenho da turma. Contudo, o número de colegas de turma também diminui, sendo menor o grupo com que cada aluno interage, aprende e se compara. Posto isto, através de testes realizados aos alunos, os autores criaram uma nova variável que mede, para cada estudante, o número de colegas de turma com capacidade cognitiva semelhante. Esta variável é crescente com o tamanho da turma e difere das medidas convencionais de homogeneidade. Devido à possibilidade de endogeneidade do tamanho da turma, Dobbelsteen *et al.* (2002) recorreram à estimação por IV, usando um instrumento para o tamanho da turma baseado nas regras decretadas pelo Ministério da Educação Holandês que relaciona as matrículas na escola com o número de professores para os quais a escola recebe financiamento. Utilizando os dados das escolas primárias holandesas, estes autores concluíram que a redução do tamanho da turma na escala atualmente implementada é improvável que seja uma intervenção efetiva para aumentar o desempenho dos alunos. A explicação é que a redução do tamanho da turma não só diminui a proporção aluno-professor, mas também diminui o número esperado de colegas de turma com uma capacidade similar.

Assim, no que respeita à turma, enquanto contexto imediato de interação entre alunos e destes com os professores, importa não só o seu tamanho, mas também a sua composição, isto é, a forma aleatória ou sistemática como os alunos são distribuídos pelas turmas.

Segundo Oakes *et al.* (1990) e Lareau (1987), citados por Hattie (2002), os alunos pertencentes a minorias apresentam uma probabilidade 7 vezes maior de serem alocados a turmas cujos alunos possuem menor capacidade, enquanto os alunos com capacidade média, mas provenientes de famílias favorecidas, são provavelmente mais vezes colocados em turmas com melhores alunos devido à influência dos pais na sua escolaridade.

Posto isto, empiricamente, quando se estima o efeito causal da composição da turma no desempenho dos alunos, a endogeneidade entre o desempenho do estudante e a divisão não aleatória dos alunos, bem como a auto-seleção, são duas questões a controlar. Estas surgem de uma possível amostra não aleatória dos alunos entre escolas e turmas, o que provavelmente se encontra correlacionado com características não observadas dos alunos e/ou dos seus pais (Firmino *et al.*, 2016).

De facto, as questões relacionadas com os efeitos dos grupos de pares (*peer effects*) têm vindo a ser, cada vez mais, alvo de discussão em diversos contextos. Recuando a 1966, o já mencionado Coleman *Report* concluiu que os *peer effects* nas escolas públicas contribuem para as diferenças de desempenho entre estudantes brancos e negros. Mais recentemente, no mercado de trabalho, alguns estudos (ver, por exemplo, Grip e Sauermann, 2012) incidem sobre o efeito da composição das equipas de trabalho na sua produtividade. Vários estudos analisam a existência de *peer effects* em diferentes contextos: no comportamento criminal dos adolescentes (ver, por exemplo, Glaeser *et al.*, 1996), no uso de drogas, de álcool e de cigarros e na assiduidade à igreja (ver, por exemplo, Gaviria e Raphael, 2001). No âmbito escolar, grande parte das análises abordam a existência de *peer effects* no desempenho dos alunos (ver, por exemplo, Hoxby, 2000b), mas também nas escolhas por diferentes áreas (ver, por exemplo, Arcidiacono e Nicholson, 2005) e na probabilidade de desistir do Ensino Secundário (ver, por exemplo, Gaviria e Raphael, 2001) e do Ensino Superior (ver, por exemplo, Fisher, 2017).

Focando-se na composição dos grupos em contexto académico, Yeung e Nguyen-Hoang (2016) consideram que os *peer effects* ocorrem quando o desempenho ou o comportamento do estudante é influenciado pelas interações com outros alunos, podendo essa influência processar-se de forma exógena ou endógena. Enquanto os efeitos exógenos ocorrem quando o desempenho de um aluno é influenciado pelas

características exógenas dos pares (tal como, o estatuto socioeconómico, a raça e o género), os efeitos endógenos ocorrem quando o desempenho do aluno é influenciado pelo comportamento dos pares, via, por exemplo, o desempenho destes.

Nesta linha, Pereira (2010) concluiu que, ao nível da escola, quanto maior a proporção de repetentes, pior o desempenho dos alunos. De forma semelhante, Checchi (2006), citado por Firmino *et al.* (2016), sugere que aumentar a proporção de alunos que perturbam as aulas diminui fortemente a atenção de todos os estudantes. Ao nível da turma, segundo McEwan (2003) a educação média das mães é um importante determinante do desempenho individual dos alunos, embora sujeita a rendimentos marginais decrescentes. De acordo com Brunello e Rocco (2013), quanto maior a proporção de alunos estrangeiros na turma pior o desempenho dos nativos, principalmente dos que possuem um contexto familiar mais desfavorecido.

A composição em termos de género constitui também uma dimensão de análise bastante relevante. Tanto a nível internacional como para Portugal, uma maior proporção de alunas parece contribuir para um ambiente propício ao sucesso escolar (ver, por exemplo, Kirjavainen, 2012 e Pereira, 2010). No mesmo sentido, Hoxby (2000b) constatou que o desempenho da turma em Matemática é tanto maior quanto maior a proporção de alunas no grupo. De acordo com Hill (2017), aumentar a proporção de alunas contribui para um ambiente propício à aprendizagem dos pares do sexo masculino, mas não produz efeitos nos pares do sexo feminino. Pelo contrário, já Schone *et al.* (2017) constataram que o desempenho dos rapazes é negativamente afetado pelo aumento do número de pares do sexo feminino. Estes autores concluíram, ainda, que o aumento no número de alunas em anos inferiores ao Ensino Secundário aumenta a probabilidade de as raparigas ingressarem em cursos CTEM (Ciências, Tecnologias, Engenharia e Matemática), sendo este efeito superior comparativamente ao efeito nas classificações dos alunos.

A relação entre o desempenho dos colegas de turma e o desempenho individual também tem sido explorada. De acordo com Hoxby (2000b), a presença de bons alunos na turma aumenta o desempenho de todos. Da mesma forma, os resultados de Hanushek *et al.* (2003) sugerem que a turma tende a beneficiar de alunos com melhor desempenho escolar. Já a variabilidade em termos de desempenho dos alunos da turma

não parece ter um efeito sistemático (Hanushek *et al.*, 2003) e os efeitos do grupo de pares não são lineares, sendo mais fortes dentro dos grupos raciais (Hoxby, 2000b).

Uma forma de organizar as turmas frequentemente utilizada pelas escolas e debatida na literatura consiste em criar grupos de alunos homogêneos em termos de desempenho anterior, considerado como *proxy* da sua capacidade, resultando assim em grupos homogêneos (ver, por exemplo, Collins e Gan, 2013; Ding e Lehrer, 2007; Duflo *et al.*, 2011; Hattie, 2002 e Slavin, 1990).

Segundo Collins e Gan (2013), há que considerar dois efeitos resultantes da criação de turmas homogêneas de acordo com o desempenho prévio dos alunos: o (i) *tracking effect* e o (ii) *peer effect*. O *tracking effect* traduz o facto de tal homogeneização permitir aos professores estruturar melhor as aulas, produzindo ganhos de eficiência que beneficiam tanto os melhores como os piores alunos. Por sua vez, o *peer effect* traduz o facto do desempenho de um determinado aluno ser influenciado pela qualidade dos pares na sala de aula, o que beneficia os melhores alunos, mas prejudica os piores. Assim, se o *peer effect* for superior ao *tracking effect*, os piores alunos ficam prejudicados caso a escola organize os alunos em turmas homogêneas. Estes autores criaram um índice que mede a homogeneidade da turma, sob várias dimensões (nomeadamente, os resultados nos testes de Matemática e de Leitura), em relação à população da escola e constataram que a alocação dos alunos consoante o desempenho académico passado aumenta significativamente os resultados de todos os alunos, em ambas as disciplinas.

Contudo, a literatura que analisa a forma como os alunos são alocados e o modo como são influenciados pelos colegas com quem partilham as aulas não é consensual. Segundo Lefgren (2004), se os *peer effects* forem realmente importantes, os alunos com elevada capacidade, presentes nas escolas que dividem os alunos desta forma, devem superar os estudantes com capacidade semelhante alocados em escolas com diferentes práticas de organização dos alunos. Da mesma forma, os estudantes com baixa capacidade, inseridos nas escolas que organizam os alunos pelo seu desempenho, devem apresentar um desempenho inferior ao dos colegas que frequentam escolas com diferentes sistemas de constituição das turmas. Lefgren (2004) utilizou dados das escolas públicas de Chicago e, recorrendo à estimação por IV, baseando-se na interação entre a política de *tracking* da escola e a capacidade observada do aluno, concluiu que

os *peer effects* são pequenos, embora geralmente positivos e estatisticamente significativos.

Já Ding e Lehrer (2007) encontraram uma forte evidência de que os *peer effects* existem e operam de forma positiva, porém heterogênea e não linear. Utilizando dados das escolas secundárias da China, os autores concluíram que os melhores alunos beneficiam mais por contactarem com pares também com elevada capacidade e que todos os alunos respondem negativamente a aumentos da dispersão da qualidade do grupo.

Também Arcidiacono *et al.* (2012) atestam a heterogeneidade dos *peer effects*, mas relativamente às diferentes áreas científicas. Os autores levaram em consideração os dois problemas que têm vindo a ser frequentemente debatidos na literatura: a seleção dentro do grupo de pares e a existência de características não observáveis. Tanto Arcidiacono *et al.* (2012) como Arcidiacono (2004), concluíram que cursos de natureza colaborativa, como as Ciências Sociais, evidenciam os maiores *peer effects*, enquanto as notas de Matemática e Ciências dependem menos da capacidade dos colegas, mas, principalmente, da capacidade do aluno. Assim sendo, para os cursos de Humanidades, onde segundo os autores há muito menos seleção dos alunos, a existência de efeitos de *spillover* estimado é maior do que em Matemática e Ciências.

Burke e Sass (2013) estenderam o trabalho de Arcidiacono *et al.* (2012), tendo concluído que os *peer effects* são estatisticamente significativos ao nível da turma, porém inferiores quando existe controlo para as características não observadas ao nível do professor/escola. Este resultado indica que a capacidade do professor pode variar sistematicamente com a capacidade dos pares, condicional à capacidade individual do estudante, o que sugere a existência de uma correlação positiva, apesar de imperfeita, entre as capacidades fixas dos alunos e dos professores. Para além disso, estes autores, ao contrário de Ding e Lehrer (2007), constataram que os piores alunos são os que beneficiam mais por ter colegas com elevada capacidade e, especialmente, quando têm colegas do quantil superior da distribuição de capacidade. No entanto, estes autores concluíram que os estudantes com maior capacidade beneficiam menos ao contactar com pares de capacidade média, podendo mesmo ser prejudicados com o aumento dos pares com capacidades muito baixas. Do trabalho de Burke e Sass (2013) não resulta, assim, uma recomendação política clara para a forma como os alunos devem ser

organizados, acabando por salientar que as políticas que combinam estudantes de capacidade média com estudantes de elevada capacidade trazem mais benefícios do que aquelas que segregam os melhores alunos em turmas separadas.

Apesar de tudo, Hong e Lee (2017) demonstraram que os alunos são influenciados pelos seus colegas de turma, mas sobretudo pelo “vizinho mais próximo”. Estes autores utilizaram os dados de uma universidade privada da Coreia do Sul que possui um sistema fixo para a forma como os alunos se organizam na sala de aula, conhecido como *fixed-seat-system*, o que possibilita a existência de interações repetidas entre os mesmos alunos. Hong e Lee (2017) concluíram que a classificação do aluno no exame final se encontra significativamente correlacionada com as classificações intermédias e finais do seu par e que esta correlação aumenta ao longo do tempo, à medida que os estudantes interagem mais.

Também Lavy *et al.* (2012) se dedicou ao estudo dos efeitos *spillover*, embora de uma forma um pouco diferente dos autores mencionados anteriormente. Utilizando as datas de aniversário dos alunos das escolas de Israel de forma a identificá-los como repetentes e potencialmente com baixa capacidade, os autores utilizaram efeitos fixos da escola e controlaram para a existência de fatores não observados. Concluíram que aumentar a proporção de alunos repetentes tem um impacto negativo no desempenho dos alunos regulares, para além disso, é prejudicial para as práticas pedagógicas dos professores e para a qualidade das relações na sala de aula, aumentando o nível de violência e a frequência das interrupções.

A mesma falta de consenso existe em torno dos *tracking effects*. Há autores que comprovam os seus efeitos positivos (ver, por exemplo, Collins e Gan, 2013; Dobbelsteen *et al.*, 2002 e Figlio e Page, 2002), a par de autores que defendem que os seus efeitos não são muito significativos (ver, por exemplo, Betts e Shkolnik, 2000) e até aqueles que encontraram efeitos opostos dependendo do tipo de aluno (ver, por exemplo, Hoffer, 1992).

Segundo Hattie (2002) o maior benefício do *tracking* relaciona-se com a alocação dos diversos tipos de alunos em diferentes turmas com o objetivo de permitir uma adaptação mais eficiente do ensino às várias necessidades. Contudo, de acordo com o mesmo autor, esta prática é mais provável de ocorrer em escolas secundárias com mais de 200 alunos, uma vez que é necessário um número suficiente de turmas. Para além

disso, o *tracking* parece ser recorrente, uma vez que, segundo Loveless (1999a, 1999b), citado por Hattie (2002), praticamente todas as escolas secundárias dos Estados Unidos com mais de 500 alunos organizam os estudantes pela sua capacidade. No mesmo sentido, de acordo com Loveless (1998), citado por Hattie (2002), cerca de 39% de todas as escolas nos Estados Unidos dividem os seus alunos pela sua capacidade (alta, média ou baixa) em 3 turmas para todas as disciplinas e apenas 14% das escolas não apresentam nenhuma turma organizada desta forma.

Figlio e Page (2002) utilizaram os dados do inquérito NELS (*National Education Longitudinal Study*) e recorrendo à estimação por IV concluíram que os *tracking effects* beneficiam tanto os melhores como os piores alunos. Este resultado encontra-se em linha com o obtido por Collins e Gan (2013). Também Duflo *et al.* (2011), através dos resultados de uma experiência aleatória realizada nas escolas primárias do Quênia, constataram que o *tracking effect* é positivo para qualquer tipo de aluno. Ou seja, a alocação dos alunos em turmas homogêneas com base nos seus resultados prévios leva a que todos os alunos obtenham um melhor desempenho. Os autores argumentam que os piores alunos, estando inseridos em turmas mais homogêneas, apesar de não terem os efeitos positivos dos pares com maior capacidade, beneficiam de um ensino melhor adaptado às suas necessidades. No mesmo sentido, Booij *et al.* (2017) concluíram que grupos homogêneos são benéficos para o desempenho dos alunos e que os alunos com baixa capacidade beneficiam com as práticas de *tracking*. Estes autores organizaram os alunos da licenciatura em Economia da Universidade de Amesterdão em grupos e verificaram que nos *tracked groups* os alunos com baixa capacidade têm mais envolvimento e interações mais positivas com outros alunos comparativamente à situação em que se encontram alocados em *mixed groups*. No entanto, ao contrário de Duflo *et al.* (2011), estes autores concluíram que os alunos com maior capacidade não são afetados. Para além disso, não encontraram evidência de que os professores ajustem o seu ensino de acordo com a composição dos grupos.

Hoffer (1992), utilizando dados do LSAY (*Longitudinal Study of American Youth*) e uma abordagem de *Propensity Score Matching* para expurgar os efeitos de seleção, concluiu que as práticas de *tracking* são benéficas para os melhores alunos, mas prejudicam o desempenho dos piores. Slavin (1990), citado por Hattie (2002), também constatou que o *tracking* é prejudicial para os piores alunos, alocados nas piores turmas,

porque os desmoraliza, cria baixas expectativas e mau comportamento. Para além disso, estes alunos tornam-se mais propensos à delinquência, ao absentismo, à desistência, entre outros problemas sociais. Também Oakes (1993), citado por Hattie (2002), referiu que estes alunos têm menos desafios intelectuais, menos apoio na turma e professores com menos experiência.

O efeito do *tracking* na autoestima dos alunos, conhecido como “*little-fish-big-pond*”, também explica que os alunos de desempenho mais elevado (*high-track students*) se tornem menos satisfeitos com eles próprios quando aprendem junto de pares com mais capacidade, enquanto os alunos de desempenho mais baixo (*low-track students*) podem ganhar mais autoconfiança quando aprendem juntamente com alunos que demoram mais tempo a compreender as matérias lecionadas (Marsh e Paker, 1984; Marsh, 1987). O argumento é o de que os estudantes comparam a sua capacidade académica com a dos seus colegas de turma e usam esta comparação para formar o seu autoconceito académico. De forma simples, quando um indivíduo com capacidade cognitiva média integra uma turma onde os alunos têm uma elevada capacidade, o seu autoconceito académico está abaixo da média, enquanto, se este aluno for alocado a uma turma com menor capacidade cognitiva, o seu autoconceito académico passa a estar acima da média. A relevância da composição da turma surge precisamente neste ponto, uma vez que o autoconceito académico está positivamente correlacionado com o desempenho individual, mas negativamente correlacionado com o desempenho médio do grupo. Segundo Hattie (2002), embora os efeitos do *tracking* na autoestima sejam bastante reduzidos, são ligeiramente positivos para os alunos em turmas *low-track* e ligeiramente negativos para estudantes integrados em turmas *high-track*.

As questões ligadas à turma têm sido, mais recentemente, analisadas também no contexto português. Sousa (2016) utilizou a base de dados do sistema de informação do Ministério da Educação, designada por MISI, e do Júri Nacional de Exames, para os anos compreendidos entre 2010 e 2012 e, recorrendo a uma análise de valor-acrescentado, estudou o impacto da dimensão da turma nas notas dos exames nacionais de Matemática e Português no 9º e no 12º ano. Firmino *et al.* (2016) focaram-se no ano letivo 2011/2012 e usaram a mesma base de dados para analisar o desempenho dos alunos, das escolas públicas portuguesas, nas provas de Português e Matemática do 6º e do 9º ano. Tanto Sousa (2016) como Firmino *et al.* (2016) concluíram que as raparigas

têm melhor desempenho do que os rapazes tanto em Português como em Matemática, que alunos cujos pais possuem baixos rendimentos apresentam um desempenho inferior aos restantes alunos e que a idade influencia negativamente o desempenho escolar, o que provavelmente reflete o efeito das reprovações. Enquanto Firmino *et al.* (2016) constataram que o tamanho da turma não é estatisticamente significativo, Sousa (2016) verificou que, ao nível da escola, o fator que mais influencia o desempenho dos alunos é o tamanho da turma, especialmente em Matemática, apesar de considerar que o conhecimento prévio é o preditor mais importante do desempenho atual para ambas as disciplinas, mas principalmente para Matemática.

Firmino *et al.* (2016) estendeu o seu modelo para analisar os efeitos da alteração da composição da turma para diferentes tipos de alunos. Estes autores concluíram que os alunos na idade de referência para o ano de ensino (idade 12 anos no 6º ano e 15 anos no 9º ano) beneficiam em estar alocados em turmas com mais colegas deste tipo. Para além disso, alunos acima da idade de referência beneficiam em estar em turmas com mais colegas deste outro tipo. Este resultado encontra-se em consonância com Duflo *et al.* (2011) que defende que é mais benéfico para cada um dos tipos de alunos estar alocados em turmas mais homogêneas. Para além disso, Firmino *et al.* (2016) constataram que a proporção de rapazes na turma não produz um efeito significativo no desempenho de nenhum tipo de aluno, apesar de no modelo não linear concluírem que a proporção ótima de rapazes é de 50% em Português. Adicionalmente, aumentar a proporção de alunos com internet em casa significa melhor desempenho para todos. Relativamente aos diferenciais ao nível da situação económica da família, estes autores concluíram que aumentar a proporção de alunos de baixo rendimento produz um impacto igualmente negativo para todos os alunos em Português, mas ainda mais forte para os alunos provenientes de famílias mais favorecidas em Matemática.

Posto isto, os resultados obtidos por Firmino *et al.* (2016) apontam para a conclusão de que as escolas deveriam organizar os alunos de forma homogênea em relação às idades, mas de forma heterogênea em relação a outras variáveis como é o caso do acesso à internet e, em menor medida, ao género. Relativamente ao rendimento familiar, as autoridades escolares devem organizar os alunos de forma heterogênea de forma a impedir que existam turmas com demasiados alunos com dificuldades. Assim, Firmino *et al.* (2016) concluíram que a adequada distribuição dos

alunos pelas turmas permite alcançar melhores resultados escolares, mais do que reduzir o tamanho da turma para o qual não foi encontrado um efeito estatisticamente significativo. Contudo, estes autores salientam que estes efeitos de composição da turma devem ser interpretados apenas como efeitos parciais (mantendo tudo o resto constante).

Estes trabalhos têm todos em comum o facto de medirem o impacto da turma (dimensão e composição) no desempenho individual ou no desempenho médio da turma/escola. Contudo, os efeitos da turma podem ir para além disso, podendo manifestar-se ao nível da dispersão do próprio desempenho.

Os efeitos do *tracking* na desigualdade, em termos de desempenho dos alunos, têm vindo a ser alvo de discussão também com resultados pouco consensuais. Há autores que defendem que o *tracking* aumenta a desigualdade (ver, por exemplo, Hanushek e Woessmann, 2006 e Pekkarinen *et al.*, 2009), argumentando que os alunos *low-track* são sistematicamente prejudicados por se encontrarem alocados em ambientes de aprendizagem mais lentos, aumentando a sua desvantagem face aos alunos *high-track* - tanto a nível educacional como a nível de um menor retorno salarial futuro. Em contrapartida, há autores que argumentam que ao permitir turmas mais homogéneas, o *tracking* melhora o desempenho médio do grupo e reduz a desigualdade (ver, por exemplo, Dobbelsteen *et al.*, 2002).

Tanto quanto se sabe, o estudo de Leme e Escardíbul (2016) foi o primeiro a analisar o *tracking* que não divide os alunos pela sua capacidade, mas pela área escolhida no início do Ensino Secundário. Em alguns países, como Portugal, Espanha e Suécia, os alunos escolhem uma especialização no Ensino Secundário, que condiciona as escolhas do Ensino Superior, enquanto noutros países, como na Finlândia, na Dinamarca e nos Estados Unidos, os alunos recebem uma educação mais geral. Leme e Escardíbul (2016) usaram os dados do PISA e do PIAAC (*Programme for the International Assessment of Adult Competencies*) para 20 países de forma a reunirem informação académica anterior e posterior à data de início do Ensino Secundário, respetivamente. Os autores utilizaram o desvio-padrão nos resultados dos testes para cada país como medida de desigualdade e, através de uma abordagem internacional de diferenças nas diferenças (*Diff-in-diff*), constataram que a escolha de um sistema ou outro não explica

as diferenças entre os países, nem no desempenho médio nem na desigualdade verificada nos resultados dos testes.

Adicionalmente, focando-se no Ensino Superior, Arcidiacono e Nicholson (2005), usando dados dos alunos graduados nas escolas médicas dos Estados Unidos entre 1996 e 1998, analisaram os efeitos *spillover* nas turmas, em termos de capacidades e preferências por especialidades, no desempenho e na escolha da especialidade médica de um aluno inserido nessa mesma turma. Quando assumiram que as características dos colegas de turma são exógenas, estes autores obtiveram estimativas positivas de *peer effects* relativamente ao desempenho e à escolha da especialidade. Posto isto, frequentar uma escola médica com alunos que planeiam escolher uma especialidade associada a um elevado rendimento parece aumentar a probabilidade de os pares escolherem uma especialidade também associada a um elevado rendimento quando concluem o curso de Medicina. Contudo, quando Arcidiacono e Nicholson (2005) incluíram efeitos fixos da escola, os *peer effects* para a escolha da especialidade deixaram de ser estatisticamente significativos. Relativamente ao desempenho, o único *peer effect* estatisticamente significativo obtido pelos autores é para estudantes do sexo feminino que parecem beneficiar ao frequentar escolas de Medicina com outras estudantes do sexo feminino que obtiveram pontuações relativamente altas na secção de raciocínio verbal do exame de admissão (MCAT - *Medical College Admissions Test*).

Importa ainda destacar o estudo de Fisher (2017) que, tanto quanto se sabe, foi o primeiro a tentar estabelecer uma relação entre a composição da turma e a desistência de cursos CTEM para os diferentes géneros, o que se torna importante na definição de políticas que tentam reforçar o papel das mulheres nestas áreas. Os cursos CTEM possuem um ambiente mais competitivo face a cursos não-CTEM o que leva a que muitas mulheres abandonem estes cursos durante o primeiro ano, ou porque estão descontentes com as notas e com a pesada carga de trabalho, ou precisamente devido ao ambiente de competição que se sente (Goodman, 2002; citado por Fisher, 2017). Neste sentido, vários autores concluíram que as mulheres se afastam de ambientes competitivos mais do que os homens (ver Garratt *et al.*, 2013; Niederle e Vesterlund, 2007) para além de que possuem pior desempenho do que estes num contexto competitivo, mesmo quando os desempenhos escolares são bastante semelhantes em ambientes de não-competição (Gneezy *et al.*, 2003). Na mesma linha de pensamento,

Fisher (2017), usando dados administrativos da Universidade Pública da Califórnia em Santa Bárbara, concluiu que as mulheres matriculadas em turmas cujos pares possuem maior habilidade são menos propensas a graduarem-se em cursos CTEM, enquanto os homens não são afetados.

Resumindo, há já alguns trabalhos que se têm debruçado sobre a questão do impacto da dimensão e composição da turma no desempenho dos alunos. Os resultados não são, no entanto, consensuais. Em simultâneo, parece desenvolver-se um conjunto de estudos que se preocupam em estudar esse impacto não apenas no desempenho médio, mas também na desigualdade de desempenho e nas escolhas de cursos de determinadas áreas científicas. Em qualquer dos casos, parece haver resultados que apontam para diferentes direções, o que justifica a necessidade de mais investigação sobre estas questões.

### **3. DADOS**

#### **3.1. A BASE DE DADOS**

Com vista à prossecução dos objetivos propostos, todas as análises empíricas serão implementadas com recurso a uma base de dados construída a partir da informação recolhida de duas fontes do Ministério da Educação: a MISI (Sistema de Informação do Ministério da Educação) gerida pela Direção Geral de Estatísticas da Educação e Ciência (DGEEC), e as estatísticas publicadas pelo Júri Nacional de Exames – Direção Geral da Educação (JNE).

A MISI é uma base de dados administrativa bastante detalhada que reúne a informação do percurso escolar dos indivíduos desde o ensino pré-escolar até ao ensino secundário, das escolas públicas portuguesas tuteladas pelo Ministério da Educação e Ciência (MEC). Os dados centralizados da MISI são obtidos através de programas de gestão escolar existentes nas escolas e servem de base à produção de estatísticas da educação e à tomada de decisão. Esta base de dados contém informação ao nível do aluno, tal como, género, data de nascimento, nacionalidade, ano letivo, ano de ensino frequentado, turma, escola, curso, tipo de ensino, classificações internas nas diversas disciplinas, existência de computador e internet em casa, elegibilidade para apoio social escolar e situação de emprego, escolaridade e profissão dos pais/encarregado de educação. Para além disso, existe informação dos professores, tal como, data de nascimento, género e nacionalidade.

Os dados fornecidos pelo JNE incluem informação acerca das classificações obtidas pelos alunos nos exames nacionais, que permitem obter uma medida externa da capacidade do aluno.

Uma vez que os estudantes são identificados com o mesmo número em ambas as bases de dados é possível relacionar a informação e utilizar o carácter longitudinal dos dados para seguir a trajetória do aluno ao longo do tempo. De notar que a informação a utilizar foi previamente anonimizada, pelo que variáveis como o nome e número de identificação do aluno e do professor não estão disponíveis.

O processo de construção da base de dados em painel, utilizada nesta análise, foi particularmente complexo e demorado. Esta base de dados foi construída para o

presente estudo e nunca foi utilizada em nenhum outro. Alguns detalhes relativos a este processo podem ser consultados no Anexo A.

## 3.2. VARIÁVEIS E ESTATÍSTICA DESCRITIVA

### 3.2.1. Matemática

#### 3.2.1.1. Variáveis ao nível do aluno

A base de dados para a disciplina de Matemática contém informação detalhada, desde o 9º até ao 12º ano de escolaridade, para 27835 alunos.

Nesta secção, apresenta-se as estatísticas descritivas para as variáveis de interesse. Nas Tabela 1.a à Tabela 1.d apresenta-se informação acerca do número de alunos, que constam na base de dados para Matemática, por ano letivo e ano de escolaridade.<sup>1</sup>

De notar que existe uma sub-representação dos alunos no ano letivo 2007/2008, o que resulta em valores pouco consistentes quando comparados com os restantes anos letivos. Por exemplo, a variável *dummy* “Beneficiário SASE” assume o valor 1 caso o aluno seja beneficiário do Sistema de Ação-Social Escolar. Enquanto a média de alunos beneficiários ronda os 20% nos restantes anos letivos, em 2007/2008 este valor apresenta-se bastante inferior.

À semelhança do que se verifica nas estatísticas oficiais (ver Tabela B.2 e B.3, em anexo) a média de mulheres matriculadas é superior a 50% em todos os anos letivos e anos de escolaridade.<sup>2</sup>

Adicionalmente, é possível constatar que a média de alunos com computador e/ou internet em casa é superior nos anos letivos mais recentes, assumindo valores próximos dos 80%. Para além disso, o número de alunos com computador segue uma tendência bastante próxima do número de alunos com internet em casa, estando estas variáveis positivamente correlacionadas (coeficiente de correlação de 0,8).

A indicação se o aluno alguma vez foi repetente não consta na base de dados original. Na literatura, Firmino *et al.* (2016) utilizou a MISI e classificou os repetentes como sendo aqueles cuja idade é superior à idade de referência para o ano de escolaridade, ou seja, à idade máxima que é esperado que um aluno possua sem ter reprovado anteriormente (12 anos para os alunos do 6º e 15 anos para os do 9º ano).

---

<sup>1</sup> Na Tabela B.1, em anexo, apresenta-se as estatísticas oficiais para o total de alunos matriculados por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental.

<sup>2</sup> De notar que foi utilizada a moda do género do aluno para colmatar eventuais erros.

Na mesma linha de pensamento, considera-se que um aluno já repetiu algum ano se possuir, pelo menos, 15 anos no 9º, 16 anos no 10º, 17 anos no 11º e 18 anos no 12º ano de escolaridade.

As Tabelas B.4 e B.5, em anexo, apresentam, respetivamente, as estatísticas da DGEEC para o número de alunos que transitaram/concluíram por ano letivo e ano de escolaridade; e as taxas de reprovação por ano letivo e ano de escolaridade, no ensino regular e nas escolas públicas de Portugal Continental.

Uma vez que os valores obtidos diferem consideravelmente das estatísticas oficiais, considera-se que o procedimento adotado para o cálculo desta variável deverá ser aperfeiçoado no futuro.

**Tabela 1.a:** Valores médios para o 9º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009
Número de alunos	1145	11038
Mulher	55,28	54,67
Beneficiário SASE	2,79	26,06
Computador	84,80	75,90
Internet	65,33	58,76
Repetente	3,06	2,72
Bom aluno p90	26,11	29,66
Bom aluno p95	14,93	14,21
Bom aluno p99	2,27	3,56

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 1.b:** Valores médios para o 10º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2008/2009	2009/2010
Número de alunos	15537	11781
Mulher	53,75	54,31
Beneficiário SASE	25,34	25,71
Computador	54,58	54,32
Internet	45,63	47,30
Repetente	3,60	3,73
Bom aluno p90	30,03	35,71
Bom aluno p95	16,11	21,04
Bom aluno p99	4,92	4,41

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 1.c:** Valores médios para o 11º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2009/2010	2010/2011
Número de alunos	14647	6898
Mulher	53,95	52,32
Beneficiário SASE	24,97	20,53
Computador	58,78	80,72
Internet	50,88	75,02
Repetente	3,46	6,22
Bom aluno p90	35,66	48,68
Bom aluno p95	22,70	29,47
Bom aluno p99	5,75	7,92

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 1.d:** Valores médios para o 12º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2010/2011	2011/2012
Número de alunos	8872	4803
Mulher	54,63	52,40
Beneficiário SASE	20,90	16,20
Computador	84,06	80,45
Internet	78,04	75,37
Repetente	2,95	10,58
Bom aluno p90	11,68	9,49
Bom aluno p95	6,15	5,45
Bom aluno p99	1,23	0,92

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Para além disso, para assegurar maior robustez nos resultados, foram geradas 3 variáveis *dummy* que assumem o valor 1 caso o indivíduo seja considerado um bom aluno. Assim, um estudante é “bom” caso a sua classificação no exame nacional de Matemática seja superior ao percentil 90, 95 ou 99, respetivamente (Bom aluno p90, Bom aluno p95 e Bom aluno p99).<sup>3</sup>

Até ao 11º ano a nota de exame que se utilizou para determinar se o aluno é “bom” foi a nota de exame nacional de 9º ano, sendo a sua classificação comparada com os

---

<sup>3</sup> De notar que optou-se por identificar os bons alunos com base nas notas dos exames nacionais, uma vez que qualquer medida calculada dentro da turma (como a nota interna) é endógena.

percentis da Tabela 2. No 12º ano, o aluno realiza um novo exame de Matemática, sendo a sua classificação confrontada com os percentis dispostos na Tabela 3.

Firmino *et al.* (2016) utilizou a informação relativa ao ano 2011/2012 e as notas do exame nacional do 6º e do 9º ano (compreendidas entre 1 e 5). Estes autores determinaram os bons alunos com base em medidas absolutas, ou seja, consideraram que os bons alunos eram os que possuíam classificação 5 no exame e os maus alunos os que obtinham 1 ou 2. Pelo contrário, nesta análise foi utilizada uma medida de desempenho relativa calculada a nível nacional. Uma vez que a base de dados envolve mais do que um ano letivo, ao utilizar os percentis calculados por ano controlou-se para os diferentes níveis de dificuldade do exame e para a capacidade inata da geração que realiza o exame nacional nesse ano letivo.

Através da Tabela 2, é possível constatar que as melhores notas estão a diminuir ao longo do tempo, com exceção do ano letivo 2011/2012. Corroborando com este resultado, as estatísticas oficiais revelam que a nota média no exame nacional de Matemática de 9º ano aumentou 23,3% entre 2010/2011 e 2011/2012 (Tabela B.6).

**Tabela 2:** Percentis das notas dos exames nacionais de Matemática do 9º ano.

	Nota 9º ano (p90)	Nota 9º ano (p95)	Nota 9º ano (p99)
2007/2008	88	93	100
2008/2009	86	92	98
2009/2010	84	90	97
2010/2011	79	86	95
2011/2012	89	94	100

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENEB.

Analisando a Tabela 3, verifica-se que subsiste uma tendência decrescente nos percentis 90 e 95, à exceção do ano letivo 2009/2010. Neste sentido, as estatísticas oficiais registam um aumento de 8 décimas na nota média no exame nacional de Matemática de 12º ano entre 2008/2009 e 2009/2010 (Tabela B.6, 1ª fase). Contudo, o percentil 99 apresenta-se aproximadamente constante ao longo do tempo.

**Tabela 3:** Percentis das notas dos exames nacionais de Matemática do 12º ano.

	Nota 12º ano (p90)	Nota 12º ano (p95)	Nota 12º ano (p99)
2007/2008	94,5	97,5	99
2008/2009	90	94,5	99
2009/2010	90,5	95,5	99,5
2010/2011	89,5	94,5	99
2011/2012	87,5	92,5	98

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENES.

Adicionalmente, foi criada a idade do aluno no início do ano letivo (setembro), a partir da sua data de nascimento. Além disso, foram considerados os alunos com idade mínima igual ou superior ao ano letivo + 3 (ou seja, 12 anos no 9º, 13 anos no 10º, 14 anos no 11º e 15 anos no 12º) e com idade máxima de 35 anos. A Tabela 4 apresenta a idade média dos alunos por ano letivo e por ano de escolaridade. Assim, é possível constatar que as idades médias são de aproximadamente 14 anos no 9º ano, 15 anos no 10º, 16 anos no 11º e 17 anos no 12º ano.

**Tabela 4:** Idade média dos alunos - Matemática.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	13,84			
2008/2009	13,81	14,84		
2009/2010		14,84	15,83	
2010/2011			15,90	16,81
2011/2012				17,03

Nota: A idade mínima registada na base de dados é de 12 anos e a máxima é de 28 anos.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As Tabelas 5 e 6 apresentam o desempenho médio dos alunos a Matemática a nível interno e externo, respetivamente, depois de todas as limpezas na base de dados terem sido efetuadas. Uma vez que o desempenho é a variável que se pretende explicar, estas são duas variáveis que reúnem particular importância na presente análise.

Relativamente à média das notas de Matemática obtidas no 3º Período (Tabela 5), dentro de cada ano de escolaridade, verifica-se uma melhoria ao longo do tempo, com exceção do ano letivo 2011/2012. Para além disso, a média das notas internas é superior no 9º ano relativamente ao registado no Ensino Secundário.

**Tabela 5:** Nota interna média dos alunos a Matemática.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	15,28			
2008/2009	16,18	12,98		
2009/2010		13,60	13,03	
2010/2011			13,47	13,96
2011/2012				13,75

Nota: As notas internas estão compreendidas entre 0 e 20. A partir de 10 (inclusive) a classificação é positiva.<sup>4</sup>  
Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

A Tabela 6 mostra que a média das notas no exame nacional de Matemática é superior no 9º ano de escolaridade relativamente ao 12º ano de escolaridade. Adicionalmente, ambas as notas de exame atingem os valores mais elevados em 2010/2011.

**Tabela 6:** Nota média dos alunos nos exames nacionais de Matemática.

	9º ano	12º ano
2007/2008	73,28	56,09
2008/2009	75,15	57,11
2009/2010	75,32	57,32
2010/2011	76,76	59,32
2011/2012	75,23	57,74

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.<sup>5</sup>  
Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

A Tabela 7 mostra que os encarregados de educação são maioritariamente as mães dos alunos em todos os anos letivos.

**Tabela 7:** Identificação do encarregado de educação (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Pai	21,57	20,46	20,31	19,04	17,43
Mãe	70,31	73,71	72,54	68,34	64,11
Outro	8,12	5,84	7,15	12,62	18,47

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

<sup>4</sup> Originalmente as notas internas do 9º ano estavam compreendidas entre 1 e 5 e as do 12º ano entre 0 e 20. As notas internas foram harmonizadas multiplicando por 4 as notas obtidas no 9º ano de escolaridade.

<sup>5</sup> Originalmente as notas de exame do 9º ano estavam compreendidas entre 0 e 100 e as do 12º ano entre 0 e 200. As notas de exame foram harmonizadas dividindo por 2 as notas obtidas no 12º ano de escolaridade.

Para além disso, a habilitação modal dos encarregados de educação corresponde ao Ensino Superior (Tabela 8), assim como a das mães dos alunos (Tabela 9). Este facto decorre de o Ensino Básico ter sido separado nos três ciclos que o compõem. Na realidade, se considerados os três ciclos de Ensino Básico no seu conjunto, seria este o nível de educação modal, com mais de 50% dos alunos neste grupo. A moda do nível de escolaridade dos pais dos alunos corresponde ao Ensino Secundário, exceto em 2010/2011 em que a habilitação modal é o Ensino Superior (Tabela 10). Mais uma vez, se considerados todos os ciclos do Ensino Básico como um só nível de escolaridade, seria este o nível de habilitação modal.

De notar que existe uma elevada proporção de encarregados de educação, pais e mães cujo nível de escolaridade não é conhecido. Pode existir um enviesamento nos resultados caso os detentores de habilitações literárias inferiores sejam aqueles que não reportaram o seu nível de escolaridade.

**Tabela 8:** Habilitações literárias do encarregado de educação (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	23,14	24,51	23,76	23,51	21,53
Ensino Secundário	20,96	19,15	18,32	18,35	18,43
3º ciclo do Ensino Básico	15,72	14,59	13,85	14,16	14,99
2º ciclo do Ensino Básico	17,03	15,35	13,22	11,62	10,74
1º ciclo do Ensino Básico	13,54	9,94	8,87	7,39	6,72
Sem habilitações	0,17	0,91	1,31	1,33	1,79
Desconhecido	9,43	15,54	20,67	23,64	25,80

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

**Tabela 9:** Habilitações literárias da mãe (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	22,97	24,51	23,85	25,75	24,46
Ensino Secundário	20,87	19,19	18,40	19,39	18,24
3º ciclo do Ensino Básico	15,90	14,68	13,96	13,61	13,05
2º ciclo do Ensino Básico	17,29	15,45	13,37	12,20	12,01
1º ciclo do Ensino Básico	13,54	9,91	8,88	7,67	7,29
Sem habilitações	0,17	0,58	0,86	0,78	0,81
Desconhecido	9,26	15,68	20,68	20,60	24,13

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

**Tabela 10:** Habilitações literárias do pai (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	17,03	18,39	18,26	20,21	18,32
Ensino Secundário	19,48	19,36	18,53	19,52	18,61
3º ciclo do Ensino Básico	19,30	15,76	14,86	14,65	14,01
2º ciclo do Ensino Básico	17,47	16,28	14,33	13,13	13,43
1º ciclo do Ensino Básico	14,85	11,67	10,37	9,07	9,10
Sem habilitações	0,09	0,62	0,91	0,89	0,79
Desconhecido	11,79	17,92	22,74	22,53	25,73

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

### 3.2.1.2. Variáveis ao nível da turma

A base de dados para a disciplina de Matemática contém 1052 escolas e 10531 turmas. Foram mantidas apenas as escolas públicas de Portugal continental, ou seja, incluiu-se informação para 18 distritos, mas apenas para 277 concelhos. O concelho em falta é Manteigas, localizado no distrito da Guarda.<sup>6</sup>

Sabendo, para cada aluno, a turma a que pertence, foram criadas variáveis ao nível da turma, como a percentagem: de mulheres, de beneficiários do Sistema de Ação Social Escolar, de alunos com computador em casa, de alunos com internet em casa, de repetentes e de bons alunos.

As Tabelas 11.a a 11.d apresentam algumas estatísticas descritivas relativas a estas variáveis. De salientar que prevalece a sub-representação no ano letivo 2007/2008.

A proporção média de mulheres na turma é de cerca de 50% em todos os anos letivos e anos de escolaridade. A fração média de alunos beneficiários SASE na turma tem vindo a diminuir ao longo do tempo, alcançando um valor máximo em 2008/2009 no 9º ano de escolaridade (cerca de 41%) e um valor mínimo em 2011/2012 no 12º ano de escolaridade (aproximadamente 18%).

Tal como se verifica nas variáveis ao nível do aluno, ao nível da turma, a proporção média de alunos com computador encontra-se positivamente correlacionada com a proporção média de alunos com internet em casa (coeficiente de correlação de 0,92).

A proporção média de repetentes na turma oscila entre os 3% e os 4%. Contudo, atinge valores bastante díspares em 2010/2011 no 11º ano de escolaridade (7,2%) e em 2011/2012 no 12º ano de escolaridade (13,7%). No entanto, deve ser tido em consideração a forma de cálculo desta variável, tal como mencionado anteriormente, que não é uma medida exata, mas apenas uma tentativa de aproximação.

Finalmente, a fração média de bons alunos na turma atingiu o seu máximo em 2010/2011 para o 11º ano de escolaridade e o seu mínimo em 2011/2012 para o 12º ano de escolaridade, independentemente do percentil utilizado.

---

<sup>6</sup> A variável relativa ao identificador da turma foi minuciosamente tratada de forma a eliminar os caracteres desconhecidos e possibilitar a identificação das turmas de forma única.

**Tabela 11.a:** Valores médios para o 9º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009
% Mulheres na turma	52,79 (12,99)	51,33 (12,53)
% Beneficiários SASE na turma	7,12 (14,86)	40,94 (21,60)
% Computador na turma	74,00 (22,15)	70,68 (28,55)
% Internet na turma	48,94 (25,56)	48,69 (27,55)
% Repetentes na turma	4,13 (14,04)	3,29 (13,26)
% Bom aluno p90 na turma	20,09 (22,35)	26,13 (29,39)
% Bom aluno p95 na turma	11,54 (16,93)	12,00 (20,87)
% Bom aluno p99 na turma	1,59 (5,33)	2,76 (9,97)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 11.b:** Valores médios para o 10º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2008/2009	2009/2010
% Mulheres na turma	51,45 (14,55)	50,34 (16,65)
% Beneficiários SASE na turma	29,28 (18,87)	29,87 (18,98)
% Computador na turma	58,29 (37,78)	60,20 (38,8)
% Internet na turma	47,38 (34,2)	51,52 (36,22)
% Repetentes na turma	4,32 (8,91)	4,39 (10,19)
% Bom aluno p90 na turma	27,87 (19,14)	33,82 (22,95)
% Bom aluno p95 na turma	14,88 (14,49)	19,51 (18,38)
% Bom aluno p99 na turma	4,51 (7,65)	3,72 (7,24)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 11.c:** Valores médios para o 11º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2009/2010	2010/2011
% Mulheres na turma	52,14 (16,19)	48,50 (23,13)
% Beneficiários SASE na turma	26,74 (19,44)	24,07 (23,59)
% Computador na turma	64,46 (36,76)	83,15 (28,36)
% Internet na turma	55,18 (34,95)	76,35 (30,01)
% Repetentes na turma	4,00 (8,23)	7,20 (16,70)
% Bom aluno p90 na turma	33,68 (20,26)	46,45 (31,09)
% Bom aluno p95 na turma	21,24 (16,65)	27,39 (27,36)
% Bom aluno p99 na turma	5,27 (7,71)	7,11 (14,81)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 11.d:** Valores médios para o 12º ano de escolaridade (em percentagem) - Matemática.

	2010/2011	2011/2012
% Mulheres na turma	54,09 (23,57)	49,46 (29,38)
% Beneficiários SASE na turma	21,72 (20,09)	17,59 (23,73)
% Computador na turma	85,28 (24,74)	83,22 (29,19)
% Internet na turma	78,22 (26,78)	77,12 (31,17)
% Repetentes na turma	3,54 (10,23)	13,69 (25,29)
% Bom aluno p90 na turma	10,98 (15,75)	8,39 (17,79)
% Bom aluno p95 na turma	5,91 (11,51)	4,64 (13,46)
% Bom aluno p99 na turma	1,21 (5,47)	0,77 (5,61)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Foi criada uma variável relativa ao tamanho da turma correspondendo ao número de alunos por turma, ano letivo e ano de escolaridade. Adicionalmente, foram consideradas apenas as turmas com uma dimensão compreendida entre 10 e 40 alunos.

Através da Tabela 12, é possível constatar que o tamanho médio das turmas tem vindo a aumentar ao longo do tempo, mas com pouca dispersão (oscilando entre cerca de 23 alunos em 2007/2008 e cerca de 27 alunos em 2011/2012). Mesmo no último ano letivo analisado, 90% das turmas possuíam no máximo 32 alunos.

**Tabela 12:** Dimensão das turmas - Matemática.

	Turmas	Média	d.p.	Min.	p10	p25	Mediana	p75	p90	Max.
2007/2008	226	22,90	3,61	11	19	20	23	26	28	31
2008/2009	4283	23,72	4,00	10	18	21	24	27	28	39
2009/2010	2631	25,95	4,48	10	20	24	27	29	30	40
2010/2011	2308	25,89	4,78	10	20	23	26	29	32	40
2011/2012	1083	26,51	4,85	10	20	24	27	29	32	40
Total	10531	25,02	4,54	10	19	22	26	28	30	40

Notas: Turmas: número de turmas em cada ano letivo; Média: média de alunos por turma; d.p.: desvio-padrão do tamanho da turma; Min: dimensão mínima da turma em cada ano letivo; p10: percentil 10 da dimensão da turma; p25: percentil 25 da dimensão da turma; p75: percentil 75 da dimensão da turma; p90: percentil 90 da dimensão da turma e Max: dimensão máxima da turma em cada ano letivo.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As Tabelas 13 e 14 apresentam a componente de desempenho médio interno e externo medido ao nível da turma, respetivamente.

As classificações internas médias das turmas, obtidas na disciplina de Matemática, apresentam uma dispersão bastante reduzida, encontrando-se compreendidas entre os 12 e os 13 valores (Tabela 13).

**Tabela 13:** Nota interna média das turmas a Matemática.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	12,06			
2008/2009	12,39	11,46		
2009/2010		11,47	11,99	
2010/2011			11,94	13,26
2011/2012				13,09

Nota: As notas internas estão compreendidas entre 0 e 20. A partir de 10 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As classificações médias das turmas, obtidas no exame nacional de Matemática, são superiores no 9º ano comparativamente ao 12º ano de escolaridade. Adicionalmente, atingem os valores mais elevados no ano letivo 2010/2011 (Tabela 14).

**Tabela 14:** Nota média das turmas nos exames nacionais de Matemática.

	9º ano	12º ano
2007/2008	70,97	53,74
2008/2009	74,42	55,55
2009/2010	74,64	56,07
2010/2011	75,72	57,70
2011/2012	73,63	56,00

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENEB e do ENES.

Adicionalmente, foram criadas 3 variáveis *dummy* que indicam se o encarregado de educação, o pai e a mãe de cada aluno possuem o Ensino Superior (Doutoramento ou Mestrado ou Licenciatura ou Bacharelato). Neste caso, a categoria base corresponde a possuírem qualquer outro nível de escolaridade. Para além disso, foram criadas mais 3 variáveis *dummy* que indicam se o encarregado de educação, o pai e a mãe de cada aluno possuem o Ensino Secundário. Novamente, a categoria base corresponde a possuírem qualquer outro nível de escolaridade.

A partir destas, foram criadas as variáveis relativas à percentagem de alunos na turma cujo encarregado de educação, a mãe e o pai, possuem o Ensino Superior ou o Ensino Secundário (Tabela 15). A proporção média de alunos na turma cuja mãe possui o Ensino Superior é maior que a proporção média de alunos na turma cujo pai possui Ensino Superior, em todos os anos letivos. Ou seja, as mães são, em média, mais escolarizadas que os pais, tanto quando a análise é realizada a nível individual, como ao nível da turma.

**Tabela 15:** Habilitações literárias médias ao nível da turma (em percentagem) - Matemática.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
% Ensino Superior	17,28	21,85	22,71	23,01	21,51
Encarregado de Educação	(22,43)	(26,32)	(21,55)	(25,36)	(28,45)
% Ensino Secundário	20,21	20,33	18,85	19,94	20,00
Encarregado de Educação	(23,82)	(24,99)	(17,91)	(23,72)	(28,4)
% Ensino Superior Mãe	16,98	21,71	22,61	24,45	23,92
	(22,48)	(26,35)	(21,6)	(25,75)	(29,75)
% Ensino Secundário Mãe	20,10	20,41	18,98	21,02	20,20
	(23,78)	(25,15)	(18,07)	(23,98)	(28,28)
% Ensino Superior Pai	11,65	15,97	17,11	18,84	17,60
	(16,76)	(22,83)	(19,67)	(23,58)	(26,87)
% Ensino Secundário Pai	18,28	19,77	18,77	19,95	20,13
	(20,76)	(24,2)	(17,74)	(22,98)	(27,89)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

### 3.2.2. Português

#### 3.2.2.1. Variáveis ao nível do aluno

A base de dados para a disciplina de Português contém informação detalhada, desde o 9º até ao 12º ano de escolaridade, para 31977 alunos. Esta secção apresenta as estatísticas descritivas para as variáveis de interesse.<sup>7</sup>

Tal como em Matemática, é evidente a sub-representação dos alunos no ano letivo 2007/2008 em Português.

Similarmente, a média de mulheres matriculadas é superior a 50% em todos os anos letivos e anos de escolaridade (Tabela 16.a a 16.d).

Também a média de alunos com computador e/ou internet em casa assume valores bastante elevados. Para além disso, o número de alunos com computador segue uma tendência bastante próxima do número de alunos com internet em casa, estando estas variáveis positivamente correlacionadas (coeficiente de correlação de 0,82).

A média de alunos repetentes ronda os 3% e os 4%. Contudo, esta variável assume valores mais elevados no ano letivo 2010/2011 no 11º ano de escolaridade (7,6%) e no ano letivo 2011/2012 no 12º ano de escolaridade (9,6%). Tal como mencionado anteriormente, a fórmula de cálculo desta variável, apesar de seguir a literatura, não produz resultados consistentes com as estatísticas oficiais, pelo que será aperfeiçoada no futuro.

**Tabela 16.a:** Valores médios para o 9º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009
Número de alunos	1214	13365
Mulher	54,78	53,45
Beneficiário SASE	2,88	26,91
Computador	84,18	75,53
Internet	63,59	58,07
Repetente	3,95	3,26
Bom aluno p90	20,26	23,62
Bom aluno p95	11,78	11,49
Bom aluno p99	2,14	2,74

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

<sup>7</sup> De notar que todas as “limpezas”, assim como todas as variáveis geradas na base de dados para Matemática, foram igualmente efetuadas na base de dados para Português.

**Tabela 16.b:** Valores médios para o 10º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2008/2009	2009/2010
Número de alunos	16970	14478
Mulher	53,36	53,11
Beneficiário SASE	26,14	26,85
Computador	54,31	54,66
Internet	45,16	47,42
Repetente	4,00	4,54
Bom aluno p90	36,87	21,17
Bom aluno p95	20,2	11,29
Bom aluno p99	5,4	1,96

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 16.c:** Valores médios para o 11º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2009/2010	2010/2011
Número de alunos	15936	8585
Mulher	53,55	50,80
Beneficiário SASE	25,67	21,51
Computador	58,84	80,21
Internet	50,77	74,22
Repetente	3,82	7,60
Bom aluno p90	35,04	29,98
Bom aluno p95	20,88	14,57
Bom aluno p99	4,13	4,61

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 16.d:** Valores médios para o 12º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2010/2011	2011/2012
Número de alunos	10543	5846
Mulher	53,66	50,10
Beneficiário SASE	21,74	18,27
Computador	83,76	79,01
Internet	77,70	73,85
Repetente	3,56	9,61
Bom aluno p90	10,86	11,02
Bom aluno p95	5,67	5,47
Bom aluno p99	0,95	0,89

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

À semelhança do que foi realizado para Matemática, foram geradas 3 variáveis *dummy* que assumem o valor 1 caso a classificação do aluno no exame nacional de Português seja superior ao percentil 90, 95 ou 99, respetivamente (Bom aluno p90, Bom aluno p95 e Bom aluno p99).

Até ao 11º ano a nota de exame que se utilizou para determinar se o aluno é “bom” foi a nota de exame nacional de 9º ano, sendo a sua classificação comparada com os percentis da Tabela 17. No 12º ano, o aluno realiza um novo exame de Português, sendo a sua classificação confrontada com os percentis dispostos na Tabela 18.

Através da Tabela 17, é possível constatar que as melhores notas estão a diminuir ao longo do tempo. Para o período em análise, as estatísticas oficiais revelam que a nota média no exame nacional de Língua Portuguesa de 9º ano apresenta uma tendência decrescente, com exceção do ano letivo 2011/2012 (Tabela B.6).

**Tabela 17:** Percentis das notas dos exames nacionais de Língua Portuguesa do 9º ano.

	Nota 9º ano (p95)	Nota 9º ano (p90)	Nota 9º ano (p99)
2007/2008	83	87	93
2008/2009	77	83	91
2009/2010	78	83	92
2010/2011	74	81	90
2011/2012	74	79	90

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENEB.

Analisando a Tabela 18, verifica-se que subsiste uma tendência decrescente nas melhores notas, à exceção do ano letivo 2008/2009. Neste sentido, as estatísticas oficiais registam um aumento de 1,4 valores na nota média no exame nacional de Português de 12º ano entre 2007/2008 e 2008/2009 (Tabela B.6, 1ª fase).

**Tabela 18:** Percentis das notas dos exames nacionais de Português do 12º ano.

	Nota 12º ano (p95)	Nota 12º ano (p90)	Nota 12º ano (p99)
2007/2008	79	83,5	90,5
2008/2009	79,5	84	90,5
2009/2010	78	83	90
2010/2011	77,5	82,5	90
2011/2012	77,5	82,5	90

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.

Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENES.

A Tabela 19 apresenta a idade média dos alunos por ano letivo e por ano de escolaridade. Tal como na base de dados de Matemática, é possível constatar que as idades médias são de aproximadamente 14 anos no 9º ano, 15 anos no 10º, 16 anos no 11º e 17 anos no 12º ano.

**Tabela 19:** Idade média dos alunos - Português.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	13,86			
2008/2009	13,82	14,85		
2009/2010		14,86	15,84	
2010/2011			15,94	16,83
2011/2012				17,00

Nota: A idade mínima registada na base de dados é de 12 anos e a máxima é de 28 anos.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As Tabelas 20 e 21 apresentam o desempenho médio dos alunos a Português a nível interno e externo, respetivamente, depois de todas as “limpezas” na base de dados terem sido efetuadas.

Relativamente à média das notas de Português obtidas no 3º Período (Tabela 20), dentro de cada ano de escolaridade, verifica-se uma melhoria ao longo do tempo, com exceção do ano letivo 2011/2012. Para além disso, a média das notas internas é superior no 9º ano relativamente ao registado no Ensino Secundário.

**Tabela 20:** Nota interna média dos alunos a Português.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	14,58			
2008/2009	15,19	13,76		
2009/2010		14,00	13,85	
2010/2011			13,96	14,46
2011/2012				14,06

Nota: As notas internas estão compreendidas entre 0 e 20. A partir de 10 (inclusive) a classificação é positiva.  
Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

A Tabela 21 mostra que a média das notas no exame nacional de Português é superior no 9º ano de escolaridade relativamente ao 12º ano de escolaridade.

**Tabela 21:** Nota média dos alunos nos exames nacionais de Português.

	9º ano	12º ano
2007/2008	71,40	55,54
2008/2009	69,15	56,91
2009/2010	69,15	57,01
2010/2011	69,81	57,13
2011/2012	66,28	57,42

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.  
Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

A Tabela 22 mostra que os encarregados de educação são maioritariamente as mães dos alunos em todos os anos letivos.

**Tabela 22:** Identificação do encarregado de educação (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Pai	21,58	20,30	20,15	19,04	17,72
Mãe	69,85	73,72	72,38	67,74	64,25
Outro	8,57	5,99	7,48	13,22	18,03

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

Para além disso, a habilitação modal dos encarregados de educação corresponde ao Ensino Superior (Tabela 23), assim como a das mães dos alunos (Tabela 24). A moda do

nível de escolaridade dos pais dos alunos corresponde ao Ensino Secundário, exceto em 2011/2012 em que a habilitação modal é o Ensino Superior (Tabela 25).

Assim, na generalidade, os alunos presentes na base de dados beneficiam de um agregado familiar bastante escolarizado. Contudo, existe uma elevada proporção de encarregados de educação, pais e mães cujo nível de escolaridade não é conhecido. Tal como se constatou na base de dados para Matemática pode, assim, existir um enviesamento nos resultados caso os detentores de habilitações literárias inferiores sejam aqueles que não reportaram o seu nível de escolaridade.

**Tabela 23:** Habilitações literárias do encarregado de educação (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	22,08	23,22	22,50	22,01	20,89
Ensino Secundário	20,59	19,03	18,17	18,25	17,89
3º ciclo do Ensino Básico	15,73	15,06	14,17	14,62	15,31
2º ciclo do Ensino Básico	18,12	15,78	13,51	11,99	11,22
1º ciclo do Ensino Básico	13,59	10,38	9,18	7,81	6,62
Sem habilitações	0,16	0,92	1,32	1,39	1,51
Desconhecido	9,72	15,63	21,14	23,94	26,57

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

**Tabela 24:** Habilitações literárias da mãe (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	21,99	23,19	22,54	24,14	23,37
Ensino Secundário	20,76	19,06	18,24	19,22	17,98
3º ciclo do Ensino Básico	15,65	15,16	14,30	14,07	13,87
2º ciclo do Ensino Básico	18,37	15,86	13,68	12,62	12,47
1º ciclo do Ensino Básico	13,51	10,37	9,23	8,12	7,20
Sem habilitações	0,16	0,56	0,86	0,79	0,77
Desconhecido	9,56	15,80	21,14	21,03	24,34

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

**Tabela 25:** Habilitações literárias do pai (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
Ensino Superior	16,56	17,42	17,31	19,08	18,00
Ensino Secundário	19,19	19,14	18,31	19,12	17,74
3º ciclo do Ensino Básico	18,78	15,95	14,97	14,82	14,64
2º ciclo do Ensino Básico	17,55	16,68	14,62	13,53	13,50
1º ciclo do Ensino Básico	15,57	12,08	10,62	9,54	9,41
Sem habilitações	0,16	0,60	0,90	0,90	0,72
Desconhecido	12,19	18,14	23,26	23,01	26,00

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

### 3.2.2.2. Variáveis ao nível da turma

A base de dados para a disciplina de Português possui 1049 escolas e 10751 turmas. Tal como em Matemática, foram mantidas apenas as escolas públicas de Portugal continental e o concelho em falta é Manteigas.

As Tabelas 26.a a 26.d apresentam algumas estatísticas descritivas relativas às variáveis geradas ao nível da turma.

De salientar que prevalece a sub-representação no ano letivo 2007/2008.

A proporção média de mulheres na turma é de cerca de 50% em todos os anos letivos e anos de escolaridade.

A fração média de alunos beneficiários SASE na turma tem vindo a diminuir ao longo do tempo, alcançando um valor máximo em 2008/2009 no 9º ano de escolaridade (41,5%) e um valor mínimo em 2011/2012 no 12º ano de escolaridade (aproximadamente 20%).

Tal se verifica nas variáveis ao nível do aluno, ao nível da turma, a proporção média de alunos com computador encontra-se positivamente correlacionada com a proporção média de alunos com internet em casa (coeficiente de correlação de 0,92).

A proporção média de repetentes na turma oscila entre os 4% e os 5%. Contudo, atinge valores bastante díspares em 2010/2011 no 11º ano de escolaridade (8,8%) e em 2011/2012 no 12º ano de escolaridade (12,2%). No entanto, deve ser tido em consideração o pouco rigor no cálculo desta variável, tal como mencionado anteriormente.

Finalmente, a fração média de bons alunos na turma atinge o seu máximo em 2008/2009 no 10º ano de escolaridade de acordo com o percentil 90 (35,1%), em 2009/2010 no 11º ano de escolaridade de acordo com o percentil 95 (19,9%) e em 2008/2009 no 10º ano de escolaridade de acordo com o percentil 99 (5%). Contudo, a fração média de bons alunos na turma regista o valor mínimo em 2011/2012 no 12º ano de escolaridade, independentemente do percentil utilizado na definição de “bom aluno”.

**Tabela 26.a:** Valores médios para o 9º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009
% Mulheres na turma	52,86 (13,08)	51,41 (12,6)
% Beneficiários SASE na turma	7,31 (15)	41,49 (21,75)
% Computador na turma	74,38 (21,82)	70,35 (28,54)
% Internet na turma	49,07 (25,64)	48,36 (27,57)
% Repetentes na turma	4,34 (12,11)	3,96 (13,62)
% Bom aluno p90 na turma	18,12 (21,77)	21,65 (25,74)
% Bom aluno p95 na turma	10,54 (17,51)	10,06 (18,25)
% Bom aluno p99 na turma	1,74 (6,04)	2,18 (8,17)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 26.b:** Valores médios para o 10º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2008/2009	2009/2010
% Mulheres na turma	51,83 (14,55)	50,36 (16,76)
% Beneficiários SASE na turma	29,47 (18,83)	30,30 (19,07)
% Computador na turma	57,87 (37,93)	60,32 (38,88)
% Internet na turma	46,94 (34,21)	51,64 (36,29)
% Repetentes na turma	4,73 (9,53)	5,15 (9,71)
% Bom aluno p90 na turma	35,07 (20,15)	20,27 (16,93)
% Bom aluno p95 na turma	19,08 (15,84)	10,73 (12,66)
% Bom aluno p99 na turma	5,03 (7,93)	1,72 (4,34)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 26.c:** Valores médios para o 11º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2009/2010	2010/2011
% Mulheres na turma	51,93 (15,98)	47,97 (24,06)
% Beneficiários SASE na turma	27,36 (19,24)	25,12 (23,82)
% Computador na turma	64,14 (36,86)	83,24 (28,24)
% Internet na turma	54,82 (35,05)	76,43 (30,06)
% Repetentes na turma	4,30 (8,06)	8,75 (17,02)
% Bom aluno p90 na turma	33,72 (18,84)	28,57 (25,75)
% Bom aluno p95 na turma	19,89 (14,85)	13,72 (19,05)
% Bom aluno p99 na turma	3,87 (6,18)	4,21 (11,09)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

**Tabela 26.d:** Valores médios para o 12º ano de escolaridade (em percentagem) - Português.

	2010/2011	2011/2012
% Mulheres na turma	52,71 (23,83)	48,66 (30,92)
% Beneficiários SASE na turma	23,37 (20,36)	20,21 (25,66)
% Computador na turma	85,02 (24,61)	83,86 (29,11)
% Internet na turma	77,85 (26,81)	77,51 (31,49)
% Repetentes na turma	4,18 (10,21)	12,17 (23,01)
% Bom aluno p90 na turma	10,63 (14,15)	10,46 (19,79)
% Bom aluno p95 na turma	5,57 (10,53)	5,10 (14,01)
% Bom aluno p99 na turma	0,96 (4,65)	0,81 (5,15)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

A Tabela 27 apresenta as estatísticas descritivas para o tamanho da turma, o que, tal como para Matemática, corresponde ao número de alunos por turma, ano letivo e ano de escolaridade. Adicionalmente, foram consideradas apenas as turmas com uma dimensão compreendida entre 10 e 40 alunos.

Através da Tabela 27, é possível constatar que o tamanho médio das turmas tem seguido uma tendência crescente ao longo do tempo, mas com pouca dispersão (oscilando entre cerca de 23 alunos em 2007/2008 e cerca de 27 alunos em 2011/2012). Mesmo no último ano letivo analisado, 90% das turmas possuíam no máximo 32 alunos.

**Tabela 27:** Dimensão das turmas - Português.

	Turmas	Média	d.p.	Min.	p10	p25	Mediana	p75	p90	Max.
2007/2008	220	22,82	3,56	11	18,5	20	23	26	27	30
2008/2009	4440	23,70	4,01	10	18	21	24	27	28	39
2009/2010	2653	25,93	4,50	10	20	24	27	29	30	40
2010/2011	2364	25,87	4,80	10	20	23	26	29	32	40
2011/2012	1074	26,49	4,83	10	20	24	27	29	32	40
Total	10751	24,99	4,55	10	19	22	25	28	30	40

Notas: Turmas: número de turmas em cada ano letivo; Média: média de alunos por turma; d.p.: desvio-padrão do tamanho da turma; Min: dimensão mínima da turma em cada ano letivo; p10: percentil 10 da dimensão da turma; p25: percentil 25 da dimensão da turma; p75: percentil 75 da dimensão da turma; p90: percentil 90 da dimensão da turma e Max: dimensão máxima da turma em cada ano letivo.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As Tabelas 28 e 29 apresentam a componente de desempenho médio interno e externo dos alunos a Português, medido ao nível da turma, respetivamente.

As classificações internas médias das turmas, obtidas na disciplina de Português, são superiores nos anos de escolaridade mais elevados. Apesar de a dispersão ser reduzida, a nota interna média das turmas é de cerca de 14 valores no 12º ano e de 13 valores no 9º ano de escolaridade (Tabela 28).

**Tabela 28:** Nota interna média das turmas a Português.

	9º ano	10º ano	11º ano	12º ano
2007/2008	12,63			
2008/2009	12,82	12,89		
2009/2010		12,88	13,27	
2010/2011			13,25	14,00
2011/2012				13,68

Nota: As notas internas estão compreendidas entre 0 e 20. A partir de 10 (inclusive) a classificação é positiva.  
Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

As classificações médias das turmas, obtidas no exame nacional de Português, são superiores no 9º ano comparativamente ao 12º ano de escolaridade (Tabela 29).

**Tabela 29:** Nota média das turmas nos exames nacionais de Português.

	9º ano	12º ano
2007/2008	70,36	54,30
2008/2009	67,05	56,79
2009/2010	68,44	56,68
2010/2011	68,91	56,76
2011/2012	65,97	56,76

Nota: As notas dos exames nacionais estão compreendidas entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva.  
Fonte: Cálculos próprios com base nos dados originais do ENEB e do ENES.

Finalmente, são apresentadas as variáveis relativas à percentagem de alunos na turma cujo encarregado de educação, a mãe e o pai, possuem o Ensino Superior e o Ensino Secundário (Tabela 30).

A proporção média de alunos na turma cuja mãe possui o Ensino Superior é maior que a proporção média de alunos na turma cujo pai possui Ensino Superior, em todos os anos letivos. Ou seja, as mães são, em média, mais escolarizadas que os pais, tanto a nível do aluno, como ao nível da turma.

**Tabela 30:** Habilitações literárias médias ao nível da turma (em percentagem) - Português.

	2007/2008	2008/2009	2009/2010	2010/2011	2011/2012
% Ensino Superior	17,04	20,77	21,73	21,84	21,50
Encarregado de Educação	(22,04)	(25,09)	(20,34)	(24,02)	(28,16)
% Ensino Secundário	20,11	19,88	18,59	19,57	19,99
Encarregado de Educação	(22,33)	(23,59)	(16,47)	(21,72)	(26,89)
% Ensino Superior Mãe	16,78	20,54	21,58	23,26	23,09
	(22,14)	(25,04)	(20,36)	(24,45)	(28,59)
% Ensino Secundário Mãe	20,16	19,92	18,66	20,50	20,41
	(22,29)	(23,73)	(16,53)	(21,88)	(26,54)
% Ensino Superior Pai	11,91	15,19	16,41	17,76	17,60
	(16,89)	(21,73)	(18,69)	(21,85)	(25,75)
% Ensino Secundário Pai	18,35	19,43	18,53	19,38	19,02
	(20,38)	(22,89)	(16,24)	(20,85)	(25,66)

Nota: Desvios-padrão entre parêntesis.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI.

## 4. METODOLOGIA ECONOMÉTRICA

### 4.1. ESPECIFICAÇÃO DO MODELO, ESTIMAÇÃO POR OLS E PROBLEMAS

Como primeiro objetivo pretende-se explicar os efeitos da composição da turma no desempenho do aluno através de um modelo do tipo:

$$\log(y_{it}) = X_{it}\beta + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

onde  $y_{it}$  corresponde ao desempenho do aluno no exame nacional do 9º e do 12º ano. O modelo (1) será estimado separadamente para as disciplinas de Português e Matemática. O vetor  $X_{it}$  capta as diversas características do aluno e as várias dimensões da composição da turma em que este se insere em cada momento. A equação estimada inclui ainda as características específicas do aluno ( $\alpha_i$ ) e um termo de perturbação ( $\varepsilon_{it}$ ), que representa todos os outros fatores que influenciam o desempenho do aluno, incluindo erros de medida, e que respeita as hipóteses clássicas assumidas para o modelo.

A escolha das variáveis que podem influenciar o desempenho do aluno foram baseadas na literatura existente. Ao nível do estudante, serão incluídas na regressão características demográficas (tal como, género), aspetos caracterizadores do seu contexto socioeconómico (tal como, escolaridade da mãe, acesso a internet em casa e elegibilidade para apoio social escolar). Ao nível da turma será considerada a sua dimensão e várias dimensões da sua composição, tais como, a fração de mulheres na turma, a fração de alunos com apoio social escolar, a fração de alunos com internet em casa, a fração de repetentes, a fração de bons alunos na turma e a fração de alunos na turma cuja mãe possui Ensino Superior.

No entanto, as estimativas do desempenho dos alunos podem estar enviesadas devido a problemas de endogeneidade, isto é, uma situação em que  $\text{Cov}(X, u) \neq 0$ . Neste caso, as estimativas obtidas por OLS não refletem o efeito causal da composição da turma no desempenho do aluno, uma vez que os coeficientes da composição da turma captam alguns dos efeitos que de outra forma seriam atribuídos a variáveis omissas. Por exemplo, se omitirmos a capacidade inata (genética) do aluno, e se esta variável estiver

correlacionada com alguma dimensão da composição da turma (tal como, com a nota interna) e com o desempenho do aluno no exame nacional, as estimativas obtidas por OLS estarão enviesadas. Neste caso, o erro resulta de a estimação ignorar, por exemplo, que alunos com maior capacidade apresentem melhor desempenho escolar face a alunos com menor capacidade, para a mesma composição da turma. Para além disso, o desempenho pode resultar de um efeito de seleção, onde os melhores alunos se auto selecionam, por exemplo, para escolas onde os estudantes apresentem um melhor desempenho. Neste caso, a omissão do termo específico do aluno levaria a um erro de interpretação do efeito causal entre a dimensão/composição da turma e o desempenho dos alunos. Desta forma, a existência de endogeneidade numa regressão pode ser entendido como um caso em que existe omissão de variáveis explicativas relevantes (Verbeek, 2012; Wooldridge, 2010).

Tendo identificado uma fragilidade importante do OLS, especificamente o facto de ignorar uma correlação não nula entre pelo menos um dos regressores e o termo de perturbação (endogeneidade), em secções posteriores serão debatidas duas opções econométricas que poderão corrigir este problema: os estimadores de variáveis instrumentais e de dados em painel. Existem outros problemas que importam discutir e detetar neste contexto. Quando um modelo é estimado por OLS é assumido que a variância dos termos de erro é constante (homoscedasticidade). Quando esta condição não se verifica estamos perante um problema de heteroscedasticidade. Quando é estimada uma regressão OLS e existe heteroscedasticidade, os coeficientes tornam-se ineficientes e a variância dos termos de erro encontra-se enviesada. Existem vários métodos para detetar heteroscedasticidade. No presente estudo utilizou-se o teste White.

Para além de heteroscedasticidade, calculou-se também o VIF (*Variance inflation factor*) com o objetivo de quantificar a eventual colinearidade e/ou multicolinearidade entre todas as variáveis independentes incluídas no modelo. No presente estudo, considerou-se que valores de VIF superiores a 10 indicam que existe uma elevada colinearidade/multicolinearidade entre as variáveis.

## 4.2. ENDOGENEIDADE: VARIÁVEIS INSTRUMENTAIS (IV)

O Método das Variáveis Instrumentais (IV – *Instrumental Variables*) é uma ferramenta bastante utilizada para resolver problemas de endogeneidade. Tendo por base o modelo:

$$y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

A variação total de X pode ser dividida em duas partes: uma parte correlacionada com  $\varepsilon$  e outra parte não correlacionada com  $\varepsilon$ . O Método das Variáveis Instrumentais utiliza apenas a segunda parte da variação em X (Khandker *et al.*, 2010). A componente principal deste método de estimação é a identificação dos instrumentos (Z) que devem satisfazer duas condições essenciais: serem correlacionados com a variável explicativa endógena ( $\text{Cov}(Z, X) \neq 0$ ) e serem exógenos ( $\text{Cov}(Z, \varepsilon) = 0$ ).

A implementação empírica do estimador IV pode ser feita através de um estimador 2SLS (*Two stage least squares*). A primeira fase do método 2SLS corresponde à regressão da variável explicativa (X) no instrumento (Z):

$$X = Z\Pi + v \quad (3)$$

então:

$$\hat{\Pi} = (Z'Z)^{-1}Z'X$$

Os valores estimados de X são dados pela expressão:

$$\hat{X} = Z\hat{\Pi} = Z(Z'Z)^{-1}Z'X$$

A segunda fase do método 2SLS consiste na regressão do desempenho do aluno (y) no  $\hat{X}$ :

$$y = \hat{X}\beta_{IV} + u \quad (4)$$

então:

$$\begin{aligned}\widehat{\beta}_{IV} &= (\widehat{X}'\widehat{X})^{-1}\widehat{X}'y = ((Z(Z'Z)^{-1}Z'X)'(Z(Z'Z)^{-1}Z'X))^{-1}(Z(Z'Z)^{-1}Z'X)'y \\ &= (X'Z(Z'Z)^{-1}Z'Z(Z'Z)^{-1}Z'X)^{-1}(X'Z(Z'Z)^{-1}Z')y \\ &= (X'Z(Z'Z)^{-1}Z'X)^{-1}X'Z(Z'Z)^{-1}Z'y\end{aligned}$$

Quando o número de instrumentos ( $l$ ) é igual ao número de variáveis explicativas endógenas ( $k$ ), então  $X'Z$  é uma matriz quadrada invertível (*just-identified case*) e o estimador obtido através do Método das Variáveis Instrumentais é dado pela expressão:

$$\widehat{\beta}_{IV} = (Z'X)^{-1}(Z'Z)(X'Z)^{-1}X'Z(Z'Z)^{-1}Z'Y = (Z'X)^{-1}Z'y \quad (5)$$

Neste estudo em concreto, apesar de a grande maioria da literatura considerar que os alunos não são aleatoriamente alocados entre escolas e turmas (ver, por exemplo, Collins e Gan, 2013; Figlio e Page, 2002 e Lefgren, 2004), esta hipótese necessita de ser testada.

Caso a composição da turma seja exógena, então  $X=Z$  e  $\text{Var}(\widehat{\beta}_{IV}) = \text{Var}(\widehat{\beta}_{OLS})$ . Caso contrário,  $\text{Var}(\widehat{\beta}_{IV}) > \text{Var}(\widehat{\beta}_{OLS})$ , sendo as estimativas obtidas por OLS mais eficientes comparativamente às obtidas por IV.

A comparação do OLS com o IV pode ser feita através de um teste de *Durbin-Wu-Hausman* onde se testa a hipótese nula das estimativas obtidas por OLS serem consistentes, o que significa que a potencial endogeneidade da variável explicativa não conduz a um enviesamento dos coeficientes estimados. A rejeição da hipótese nula indica, portanto, que a abordagem das Variáveis Instrumentais é a mais apropriada.

A estimação por Variáveis Instrumentais tem subjacente uma dificuldade de implementação: a escolha do(s) instrumento(s), uma vez que estes devem respeitar as duas condições referidas anteriormente.

Relativamente à primeira condição, se a correlação entre os instrumentos e as variáveis explicativas endógenas for baixa, os coeficientes podem estar enviesados. Neste caso, estamos perante o problema dos *weak instruments*. Na sequência desta questão, a literatura econométrica desenvolveu uma forma de avaliar a relevância do(s)

instrumento(s). Se o F-estatístico da primeira fase do método 2SLS for inferior a 10, então o instrumento pode ser frágil (*rule-of-thumb*).

Em relação à segunda condição, para testar se o instrumento é exógeno, devem ser utilizados testes de *over-identification*. No entanto, estes testes apenas são viáveis se existirem mais instrumentos do que variáveis explicativas endógenas (*over-identified case*). Um dos testes utilizados na literatura econométrica é o teste de *Sargan*. Sob a hipótese nula de que todos os instrumentos são exógenos, este teste permite validar as estimativas obtidas por IV. Contudo, o teste de *Sargan* não é consistente se existir heteroscedasticidade no modelo. Nesse caso, o teste de *Hansen's J* é o mais recomendado.

Apesar de alguma literatura recorrer a IV, considerou-se que, na base de dados, não existem instrumentos que satisfaçam perfeitamente as duas condições mencionadas anteriormente, pelo que esta metodologia não irá ser utilizada na presente análise. Contudo, existe intenção para explorar este método no futuro.

#### 4.3. ENDOGENEIDADE: MODELOS PARA DADOS EM PAINEL

Os dados em painel (*panel data*) combinam informação *cross-section* com dados *time series*, permitindo, neste caso, seguir um determinado aluno (unidade de observação) ao longo do tempo. Por consequência, as diferentes observações para o mesmo aluno não são independentes, o que justifica a utilização de modelos que se adequem às especificidades da matriz de variâncias e covariâncias, tais como, os Modelos de Efeitos Fixos e os Modelos de Efeitos Aleatórios.

Os dados longitudinais têm a vantagem de permitir controlar para diferentes fontes de heterogeneidade não observada, de melhorar a eficiência dos estimadores e de permitir controlar para variáveis não observadas e invariáveis ao longo do tempo que possam estar correlacionadas com o termo de erro da regressão.

Consideremos o seguinte modelo genérico:

$$y_{it} = \beta_0 + x_{it1}\beta_1 + x_{it2}\beta_2 + \dots + x_{itk}\beta_k + \alpha_i + \varepsilon_{it} = x'_{it}\beta + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

onde  $i$  representa o aluno;  $t$  representa o tempo;  $x'_{it}$  é um vetor de dimensão  $(t \times k)$  com  $k$  regressores, excluindo a constante; e  $\alpha_i$  inclui a heterogeneidade não observada específica do aluno  $i$ , isto é, que não varia dentro do próprio indivíduo  $i$ . A componente  $\alpha_i$  pode conter variáveis observadas, tal como a *dummy* para o sexo do aluno, e variáveis não observadas, tal como a genética do aluno.

As possibilidades de estimação do modelo (6) são:

1. OLS: se todas as variáveis são observadas, o OLS produz estimativas consistentes;
2. Modelo de Efeitos Aleatórios (RE): tal como o OLS, assume que a covariância entre a heterogeneidade não observada e todos os regressores é nula. Se esta hipótese se verificar, este método produz estimativas eficientes. Se a covariância não é nula, tanto o OLS como o RE produzem estimativas enviesadas e inconsistentes, como resultado de variáveis omissas. A grande diferença entre o OLS e o RE é que o RE utiliza de forma eficiente a informação sobre o erro-padrão composto (explicado adiante), apesar de ambos seguirem os mesmos pressupostos.
3. Modelo de Efeitos Fixos (FE): quando  $\alpha_i$  contém elementos não observados correlacionados com  $x'_{it}$ , esta metodologia produz estimativas consistentes dos parâmetros de interesse.

Nas subsecções seguintes serão debatidas com maior detalhe os Modelos de Efeitos Fixos e os Modelos de Efeitos Aleatórios.

### **Modelo de Efeitos Fixos (FE)**

Enquanto a equação (6) está definida ao nível do indivíduo  $i$  no momento  $t$ , a equação (7) está definida em termos matriciais, onde cada elemento é um vetor,  $Y_i = [Y_{(i,1)}, Y_{(i,2)}, \dots, Y_{(i,T)}]'$  :

$$Y_i = x_i\beta + \alpha_i + \varepsilon_i \quad (7)$$

onde  $\alpha_i$  corresponde a uma componente não observada;  $\iota$  representa uma coluna de 1's com dimensão  $(T \times 1)$ ; e  $T$  corresponde ao número de observações por aluno  $i$ . Por agora,

assumiu-se que todos os alunos possuem o mesmo número de observações (painel balanceado).

As diferenças entre os alunos são capturadas como as diferenças no termo constante do modelo,  $\alpha_i$ . Considerando as primeiras diferenças é possível eliminar  $\alpha_i$  e, neste caso, o estimador OLS é não enviesado:

$$y'_{it} - y_{it-1} = (x_{it} - x_{it-1})' \beta + (\varepsilon_{it} - \varepsilon_{it-1}) \quad (8)$$

O Modelo de Efeitos Fixos apenas considera a variabilidade dentro do próprio aluno (*within*), ignorando a variação entre os alunos (*between*). Assim, na formulação do FE assumiu-se que qualquer relação entre  $x_{it}$  e o termo de perturbação depende do  $\alpha_i$ , pelo que o  $\varepsilon_{it}$  é um *white-noise error term*:  $E(\varepsilon_{it})=0$ ;  $Var(\varepsilon_{it})=\sigma^2$  e  $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_s)=0, \forall t \neq s$ .

Assim, uma das soluções consiste precisamente nas primeiras diferenças, no entanto, este procedimento é menos eficiente, dado que implica a perda de uma observação.

Uma solução alternativa consiste em subtrair a cada variável a sua média dentro de cada unidade de observação:

$$\hat{\alpha}_i = \bar{y}_i - \hat{\beta} \bar{x}_i$$

onde:  $\bar{y}_i = \frac{\sum_t y_{it}}{T}$  e  $\bar{x}_i = \frac{\sum_t x_{it}}{T}$ .

$$y_{it} - \bar{y}_i = (x_{it} - \bar{x}_i)' \beta + (\varepsilon_{it} - \bar{\varepsilon}_i) \quad (9)$$

Ao subtrair-se a média de cada variável dentro de cada indivíduo o  $\alpha_i$  é eliminado, pois a sua média é igual ao próprio  $\alpha_i$ . Se aplicarmos OLS a esta equação transformada obtemos estimativas consistentes e cêntricas. Assim, a consistência do estimador depende de:

$$E((x_{it} - \bar{x}_i) \varepsilon_{it}) = 0 \quad (10)$$

E a matriz de variâncias e covariâncias é definida por:

$$\widehat{V(\beta)} = s^2(X'M_D X)^{-1} \quad (11)$$

onde:

$$s^2 = \frac{(M_D Y - M_D X \hat{\beta})' (M_D Y - M_D X \hat{\beta})}{nT - n - k}$$

sendo:  $M_D = I - D(D'D)^{-1}D'$  e  $D = [d_1 \ d_2 \ \dots \ d_n]$ . Ou seja, a matriz D tem n colunas (número de alunos), nT linhas (número total de observações) e  $d_i$  corresponde a um vetor de variáveis *dummy* que identificam o aluno i.

Este procedimento é idêntico ao LSDV (*Least Squares Dummy Variable*), produzindo as mesmas estimativas. No entanto, o LSDV não é utilizado em bases de dados de grande dimensão visto que, ao replicar um OLS com uma *dummy* para cada aluno (menos um), gera problemas computacionais devido ao elevado número de variáveis explicativas.

Naturalmente, só faz sentido aplicar um Modelo de Efeitos Fixos se existirem efeitos específicos dos alunos, pelo que devemos aplicar um teste F para a presença de efeitos fixos. Assim, no caso de se rejeitar a hipótese nula existe heterogeneidade não observada entre os alunos e deve ser utilizado o efeito fixo.

Outro método econométrico possível de aplicar em dados em painel corresponde ao estimador *between-groups* (BE). Este método consiste em colapsar a base de dados a uma linha por aluno, onde cada linha apresenta a média das variáveis por aluno. Ao contrário do FE, o BE utiliza apenas a variação seccional dos dados para estimar os coeficientes, isto é, ignora a variação *within*.

### **Modelo de Efeitos Aleatórios (RE)**

No Modelo de Efeitos Aleatórios o termo de erro aleatório é constituído por duas componentes ( $\alpha_i + \varepsilon_{it}$ ) que representam todos os fatores que influenciam a variável dependente, mas que não se encontram incluídos no modelo como regressores.

$$y_{it} = \mu + x'_{it}\beta + \alpha_i + \varepsilon_{it} \quad (12)$$

$$\varepsilon_{it} \sim \text{IID} (0, \sigma_\varepsilon^2) ; \alpha_i \sim \text{IID} (0, \sigma_\alpha^2)$$

A componente  $\alpha_i$  é independente e identicamente distribuída entre os indivíduos, isto é, é um fator específico do aluno que não varia ao longo do tempo. Para além disso, não existe auto-correlação (*serial correlation*) no termo de erro ( $\varepsilon_{it}$ ) e este não se encontra correlacionado com as variáveis explicativas incluídas no modelo.

O OLS aplicado ao modelo (12) produz estimativas consistentes de  $\mu$  e  $\beta$ , contudo os erros-padrão não estão corretos. Assim, é possível utilizar um estimador mais eficiente explorando a estrutura da matriz de variâncias e covariâncias do termo de erro. O  $\hat{\beta}_{\text{GLS}}$  (*Generalized Least Squares*) é uma média ponderada dos estimadores BE e FE, em que a ponderação depende da variância entre os dois estimadores.

$$\hat{\beta}_{\text{GLS}} = \Delta \hat{\beta}_{\text{BE}} + (I_k - \Delta) \hat{\beta}_{\text{FE}} \quad (13)$$

onde  $\Delta$  é uma matriz ponderada proporcional ao inverso da matriz de variâncias e covariâncias de  $\hat{\beta}_{\text{BE}}$ . O estimador  $\hat{\beta}_{\text{GLS}}$  representa uma combinação ótima dos dois estimadores, produzindo um resultado mais eficiente. Por outro lado, os estimadores de Efeitos Fixos e de Efeitos Aleatórios são semelhantes quanto T é elevado.

O estimador de Efeitos Aleatórios é não enviesado quando as variáveis explicativas são independentes de  $\varepsilon_{it}$  e de  $\alpha_i$ .

Assim, considerando a seguinte equação:

$$y_{it} - v\bar{y}_i = \mu(1 - v) + (x_{it} - v\bar{x}_i)' \beta + u_{it} \quad (14)$$

o ponderador entre os estimadores *within* (FE) e *between* (BE) é dado por:

$$v = 1 - \frac{\sigma_\varepsilon}{\sqrt{\sigma_\varepsilon^2 + T\sigma_u^2}} \quad (15)$$

Quando  $\nu=1$ , o estimador GLS é equivalente ao estimador LSDV. Quando  $\nu=0$ , o estimador GLS é equivalente ao estimador OLS.

### **Escolha entre modelos de efeitos fixos e efeitos variáveis: Teste de Hausman**

Tal como referido anteriormente, o método LSDV implica uma perda significativa de graus de liberdade. O Modelo de Efeitos Aleatórios tem subjacente a potencial inconsistência associada à possível correlação entre os regressores e o efeito específico.

Um teste para a independência entre os regressores e o efeito individual é o teste de Hausman. Sob a hipótese nula de ausência de correlação, os estimadores OLS, GLS e LSDV são consistentes, contudo o OLS é ineficiente. A estatística do teste é dada por:

$$w = [b - \hat{\beta}]' [\text{Var}(b) - \text{Var}(\hat{\beta})]^{-1} [b - \hat{\beta}] \sim \chi^2_{(k)} \quad (16)$$

onde  $k$  corresponde ao número de elementos em  $b$ , e, sob a hipótese nula,  $b$  é um estimador consistente e  $\hat{\beta}$  é um estimador eficiente.

### ***High-dimensional fixed effects (HDFE)***

Por vezes torna-se importante controlar para a existência de mais do que um efeito fixo. Na presente análise são utilizados dois efeitos fixos (aluno e escola).

Consideremos o seguinte modelo genérico:

$$y_{ijt} = \mu + x'_{it}\beta + w_{j(i,t)}\alpha + \theta_i + \varphi_{j(i,t)} + \mu_t + \varepsilon_{ijt} \quad (17)$$

onde temos observações para múltiplos indivíduos,  $i$ , ao longo do tempo,  $t$ . Para além disso,  $\theta_i$  corresponde a variáveis explicativas observadas e não observadas, constantes ao longo do tempo, ao nível do aluno e  $\varphi_j$  corresponde a variáveis explicativas observadas e não observadas, constantes ao longo do tempo para cada aluno, ao nível da escola.

## 5. RESULTADOS EMPÍRICOS E DISCUSSÃO

Tal como mencionado na secção anterior, a variável dependente utilizada nos diferentes modelos corresponde ao logaritmo da nota de exame dos alunos no 9º e no 12º ano. Dado que os exames nacionais são corrigidos de forma externa à escola, considerou-se que esta variável representa uma boa medida da qualidade escolar do aluno em cada momento.

A base de dados possui duas linhas por cada identificador anonimizado do aluno. Uma primeira linha é referente à nota de exame de 9º ano e às características do estudante e da turma no ano de realização deste exame. A segunda linha possui a nota de exame de 12º ano do mesmo aluno, bem como informação relativa às características do estudante e da turma no ano de realização deste exame nacional.

Nesta fase do estudo, apenas foram considerados os alunos que realizaram o exame nacional e a componente interna da disciplina no mesmo ano letivo. Por esta razão, são apresentadas algumas estatísticas descritivas adicionais.

A análise dos efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos foi realizada separadamente para as disciplinas de Matemática e de Português.

### 5.1. Matemática

A base de dados para Matemática possui 3338 alunos com informação tanto para o ano de realização do exame de 9º como de 12º ano (6676 observações). Estes alunos encontram-se inseridos em 2668 turmas de 813 escolas, localizadas em Portugal Continental. A Tabela 31 apresenta a estrutura da base de dados para a disciplina de Matemática.

**Tabela 31:** Estrutura da base de dados de Matemática utilizada nos vários modelos.

	9º ano	12º ano
2007/2008	408	
2008/2009	2930	
2010/2011		397
2011/2012		2941
Total	3338	3338

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

A Tabela 32 apresenta os resultados de estimação de quatro modelos, do mais simples ao mais completo, para os efeitos da composição da turma no desempenho do aluno, estimados através do Método dos Mínimos Quadrados (OLS).

**Tabela 32:** Resultados da estimação por OLS utilizando o logaritmo das notas do exame nacional de Matemática como variável dependente.

	OLS 1	OLS 2	OLS 3	OLS 4	OLS 4 (robusto)
Ln nota interna	1,1192*** (0,0129)	1,1047*** (0,0131)	1,0856*** (0,0131)	0,9877*** (0,0134)	0,9877*** (0,0185)
Mulher		-0,0269*** (0,0057)	-0,0246*** (0,0057)	-0,0151** (0,0060)	-0,0151** (0,0059)
Internet		-0,0309*** (0,0062)	-0,0262*** (0,0062)	0,0048 (0,0081)	0,0048 (0,0079)
Beneficiário SASE		-0,0395*** (0,0075)	-0,0403*** (0,0074)	-0,0239*** (0,0079)	-0,0239*** (0,0083)
Mãe com Ensino Superior		0,0265*** (0,0069)	0,0272*** (0,0068)	0,0051 (0,0078)	0,0051 (0,0073)
Tamanho da turma			0,0369*** (0,0053)	0,0239*** (0,0051)	0,0239*** (0,0058)
Tamanho da turma <sup>2</sup>			-0,0008*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)
% Mulheres na turma				-0,0581*** (0,0159)	-0,0581*** (0,0169)
% Repetentes na turma				-0,0930*** (0,0258)	-0,0930*** (0,0312)
% Alunos com internet na turma				-0,0641*** (0,0120)	-0,0641*** (0,0117)
% Beneficiários SASE na turma				-0,0242 (0,0156)	-0,0242 (0,0156)
% Bons alunos (p90) na turma				0,2720*** (0,0135)	0,2720*** (0,0109)
% Mães com E. Sup. na turma				0,0375*** (0,0141)	0,0375*** (0,0130)
R <sup>2</sup> ajustado	0,53	0,54	0,54	0,58	0,58
RMSE ( <i>Root Mean Square Error</i> )	0,23	0,23	0,23	0,22	0,22
F (significância global)	7536,33***	1547,51***	1136,08***	705,26***	451,36***

Notas: Níveis de significância: \*\*\* p<0,01; \*\* p<0,05 (\*\*) e \* p<0,1. Entre parêntesis encontram-se reportados os erros-padrão nos modelos OLS e os erros-padrão robustos no OLS 4 (robusto). Todos os modelos incluem a constante. Em todos os modelos existem 6676 observações.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

No modelo mais simples (OLS 1) a nota de exame do aluno (medida externa do desempenho escolar do estudante) é explicada apenas pela sua nota interna de Matemática (medida interna do desempenho do estudante). No OLS 2 são adicionalmente consideradas características demográficas (ser ou não mulher) e características socioeconômicas (ter ou não internet em casa, ser ou não beneficiário SASE e possuir uma mãe com Ensino Superior ou não). No OLS 3 é acrescentada a

dimensão da turma sob a forma de polinómio de 2º grau. No 4º modelo (OLS 4) são adicionadas as variáveis referentes à composição da turma<sup>8</sup>.

De notar que não foram incluídas variáveis *dummy* temporais, uma vez que cada aluno apenas surge duas vezes na base de dados, uma no 9º ano e outra no 12º ano.<sup>9</sup>

Em todos os modelos estimados, o coeficiente associado ao logaritmo da nota interna do aluno representa uma elasticidade e influencia de forma positiva e estatisticamente significativa o desempenho do aluno no exame nacional de Matemática.<sup>10</sup> Contudo, a sua magnitude diminui à medida que se incluem mais variáveis explicativas no modelo. No modelo mais completo (OLS 4), um aumento de 1% na nota interna do aluno a Matemática conduz, em média, a um aumento de cerca de 1% na nota do aluno no exame nacional de Matemática, condicional a todos os outros fatores incluídos no modelo. Posto isto, o desempenho interno do aluno surge como um importante determinante do desempenho do aluno no exame nacional de Matemática.

Para além disso, em todos os modelos estimados, as mulheres possuem um desempenho inferior aos homens no exame nacional de Matemática. No modelo mais completo, a diferença média na nota do exame nacional entre mulheres e homens é de cerca de 1,5% a favor dos homens.

Relativamente à existência de internet em casa, esta perde a sua significância estatística com a inclusão das características da composição da turma, ou seja, do OLS 3 para o OLS 4. Contudo, no OLS 2 e no OLS 3, a diferença média entre os alunos que possuem internet em casa e os que não possuem é de cerca de 3% a favor dos segundos.

Ser beneficiário SASE, tem um efeito estatisticamente significativo em todos os modelos estimados. Os alunos beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar apresentam um desempenho consistentemente inferior face aos restantes alunos. No

---

<sup>8</sup> De notar que as variáveis da composição (% Mulheres na turma, % Repetentes na turma, % Alunos com internet na turma, % Beneficiários SASE na turma, % Bons alunos (p90) na turma e % Mães com Ensino Superior na turma) variam entre 0 e 1. Nas estatísticas descritivas, os valores apresentados foram multiplicados por 100.

<sup>9</sup> Contudo, para avaliar a robustez dos modelos, estas variáveis foram incluídas e os resultados obtidos foram similares.

<sup>10</sup> Sob a hipótese nula de que o coeficiente relativo ao logaritmo da nota interna do aluno é nulo:

H0:  $\beta_{\text{nota interna}} = 0$

H1: H0 não é verdadeira.

O teste de significância individual segue uma estatística de teste t com (n-k) graus de liberdade:

$$t = \frac{\widehat{\beta}_{\text{nota interna}} - \beta_{\text{nota interna}}}{\widehat{\text{se}}(\widehat{\beta}_{\text{nota interna}})} \sim t_{n-k}$$

onde n corresponde ao número de observações, k ao número de coeficientes incluídos no modelo e  $\widehat{\text{se}}$  ao erro-padrão estimado. Com um p-valor de aproximadamente zero rejeitou-se a hipótese nula.

modelo mais completo, a diferença média nas notas obtidas no exame nacional de Matemática entre os alunos beneficiários SASE e os não beneficiários é de aproximadamente 2,4% a favor dos segundos.

Os alunos cujas mães possuem Ensino Superior apresentam um desempenho superior aos restantes alunos no OLS 2 e no OLS 3. Nestes modelos, a diferença média na nota obtida no exame nacional de Matemática entre os dois grupos de alunos é de cerca de 3%, a favor dos alunos com mães mais escolarizadas. Contudo, esta variável perde a sua significância estatística com a inclusão das características da composição da turma no OLS 4.

Relativamente às variáveis da composição da turma, o aumento de 1 p.p. (ponto percentual) na fração de mulheres na turma deteriora o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,06%<sup>11</sup>, mantendo tudo o resto constante. De forma similar, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos estudantes em aproximadamente 0,09%, *ceteris paribus*. Também o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na turma parece reduzir o desempenho médio do aluno em cerca de 0,06%, condicional aos restantes regressores incluídos no modelo.

A proporção de Beneficiários SASE na turma não tem um efeito estatisticamente significativo nas notas de exame. Para além disso, o aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma aumenta o desempenho médio dos alunos em aproximadamente 0,27%, mantendo tudo o resto constante. Também com um efeito positivo no desempenho escolar, o aumento de 1 p.p. na fração de alunos cujas mães possuem Ensino Superior na turma conduz a um aumento no desempenho médio dos alunos em cerca de 0,04%.

Conclui-se que todos os modelos apresentados na Tabela 32 são globalmente estatisticamente significativos, independentemente do nível de significância assumido.<sup>12</sup> Contudo, o modelo com melhor qualidade de ajustamento é o OLS 4

---

<sup>11</sup> Este valor resulta da multiplicação do coeficiente por 0,01 (visto que as percentagens oscilam entre 0 e 1) e por 100 (devido à especificação *log-linear*), ou seja,  $-0,0581 \cdot 0,01 \cdot 100 = -0,0581$ . O que corresponde ao valor do próprio coeficiente.

<sup>12</sup> Sob a hipótese nula de que não existe uma relação entre a variável dependente e todas as variáveis independentes incluídas em cada um dos modelos (exceto a constante):

$$H_0: \beta_1 = \dots = \beta_k = 0$$

$$H_1: \text{Pelo menos um } \beta_j \neq 0, j = 1, \dots, k$$

O teste de significância global segue uma estatística de teste F. Com um p-valor de aproximadamente zero rejeitou-se a hipótese nula.

(coeficiente de determinação ajustado é de 0,58). Para além disso, este é um dos modelos cujo RMSE é menor (0,22).

Aplicando o VIF ao OLS 4, de forma genérica, parecem não existir problemas de colinearidade. Contudo, existem valores individuais superiores a 10 que incrementam o VIF médio da regressão. O VIF associado ao tamanho da turma é de 63 e o VIF associado ao quadrado do tamanho da turma é de 64.<sup>13</sup> Tal como seria expetável, estas variáveis são correlacionadas, no entanto, serão consideradas no modelo mais completo a utilizar.

Em todos os modelos estimados, o coeficiente associado à turma é positivo e o coeficiente associado ao seu quadrado é negativo. Foi realizado um teste de significância conjunta das variáveis tamanho da turma e o seu quadrado, tendo-se concluído que a dimensão da turma é relevante na determinação do desempenho do aluno.<sup>14</sup> Nomeadamente, aumentos no tamanho da turma incrementam o desempenho do aluno, embora a ritmos decrescentes. Esta questão será avaliada com maior detalhe adiante.

Visto que uma das hipóteses assumidas nos modelos estimados via OLS é a de que a variância dos termos de perturbação é constante, aplicou-se o teste White ao modelo mais completo. Rejeitou-se a hipótese de homoscedasticidade, tendo-se acrescentado aos resultados de estimação apresentados na Tabela 32, um novo conjunto de estimativas onde são considerados erros-padrão robustos (OLS 4 robusto).<sup>15</sup>

Apesar da riqueza da base de dados permitir a inclusão de diversas variáveis de controlo, existem dois problemas que têm sido frequentemente debatidos na literatura sobre os efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos.

---

<sup>13</sup> De notar que excluindo o tamanho da turma e o quadrado do tamanho da turma do OLS 4, o VIF médio seria de 1,4.

<sup>14</sup> Sob a hipótese nula de que ambos os coeficientes são iguais a zero:

H0:  $\beta_{\text{tamanho da turma}} = \beta_{\text{tamanho da turma ao quadrado}} = 0$

H1: Pelo menos um  $\beta_j \neq 0$ ,  $j = \text{tamanho da turma, tamanho da turma ao quadrado}$

O teste de significância conjunta segue uma estatística de teste F com (m) e (n-k) graus de liberdade:

$$F = \frac{\frac{R_{NR}^2 - R_R^2}{m}}{\frac{1 - R_{NR}^2}{n - k}} \sim F_{m, n-k}$$

onde  $R_{NR}^2$  corresponde ao coeficiente de determinação do modelo não restrito (com todas as variáveis),  $R_R^2$  corresponde ao coeficiente de determinação do modelo restrito (modelo sem as variáveis da turma e do seu quadrado), m corresponde ao número de restrições lineares (neste caso, m=2), n corresponde ao número de observações e k ao número de coeficientes do modelo não restrito. Com um p-valor de aproximadamente zero rejeitou-se a hipótese nula.

<sup>15</sup> Não se controlou para problemas de autocorrelação (*serial correlation*), uma vez que o painel apenas possui 2 observações para cada identificador anonimizado do aluno. Para além disso, não se controlou para autocorrelação dentro da escola e/ou turma, uma vez que os alunos podem mudar de escola e turma entre o 9º e o 12º ano.

Em primeiro lugar, tal como debatido na secção da Metodologia Econométrica, existem características não observáveis (tal como a capacidade inata do aluno) que não se encontram consideradas nos modelos apresentados. Se esta variável estiver correlacionada com alguma das variáveis explicativas incluídas no modelo, as estimativas obtidas por OLS estarão enviesadas e não refletem o efeito causal da composição da turma no desempenho do aluno. Neste caso, estamos perante um problema de endogeneidade. Neste contexto, foi estimado um Modelo de Efeitos Aleatórios e um Modelo com Efeitos Fixos ao nível do aluno, com o objetivo de controlar para a heterogeneidade não observada do estudante.

A endogeneidade pode resultar de um efeito de seleção, onde os alunos se auto selecionam para determinadas escolas. Uma forma de controlar para a alocação dos alunos entre escolas é incluir efeitos fixos ao nível da escola. Desta forma é possível controlar para tudo o que seja específico da escola, tal como, o tipo e o número de alunos que uma determinada escola atrai. Para além disso, estes efeitos fixos controlam para eventuais políticas específicas relacionadas com a formação das turmas dentro das escolas. Assim, o modelo HDFE (*High-Dimensional Fixed Effects*) estimado inclui efeitos fixos do aluno e da escola, permitindo interpretar os coeficientes como se os estudantes fossem aleatoriamente alocados entre as escolas e, ao mesmo tempo, controlando para as características não observadas do aluno.

Todos os modelos apresentados na Tabela 33 são globalmente estatisticamente significativos (p-valor obtido foi de aproximadamente zero em todos os modelos). Para além disso, todos os modelos possuem as mesmas variáveis explicativas de forma a permitir comparar os resultados de estimação.

Apesar disso, tanto no Modelo com Efeitos Fixos ao nível do aluno como no HDFE (efeitos fixos do aluno e da escola) não é apresentado o coeficiente associado à variável género, uma vez que, não existe variação.

O Modelo clássico de regressão linear estimado pelo método dos Mínimos Quadrados e o Modelo de Efeitos Aleatórios assumem o mesmo pressuposto central de ausência de correlação entre as variáveis explicativas e os termos de perturbação. Os resultados obtidos no OLS 4 (robusto) são muito próximos dos obtidos no RE (robusto). De notar que, comparando os erros-padrão robustos, estes aumentam muito do OLS 4

(robusto) para o FE (robusto), uma vez que o FE (robusto) apenas utiliza a variação *within* dos dados.

**Tabela 33:** Resultados da estimação utilizando o logaritmo das notas do exame nacional de Matemática como variável dependente – modelos para dados em painel.

	OLS 4 (robusto)	RE (robusto)	FE (robusto)	HDFE (robusto)
Ln nota interna	0,9877*** (0,0185)	0,9877*** (0,0180)	0,9188*** (0,0269)	0,9157*** (0,0324)
Mulher	-0,0151** (0,0059)	-0,0151*** (0,0058)		
Internet	0,0048 (0,0079)	0,0048 (0,0078)	-0,0030 (0,0136)	-0,0128 (0,0155)
Beneficiário SASE	-0,0239*** (0,0083)	-0,0239*** (0,0083)	0,0023 (0,0185)	0,0283 (0,0192)
Mãe com Ensino Superior	0,0051 (0,0073)	0,0051 (0,0074)	-0,0463 (0,0436)	0,0036 (0,0456)
Tamanho da turma	0,0239*** (0,0058)	0,0239*** (0,0059)	0,0234*** (0,0082)	0,0432*** (0,0105)
Tamanho da turma <sup>2</sup>	-0,0005*** (0,0001)	-0,0005*** (0,0001)	-0,0006*** (0,0002)	-0,0009*** (0,0002)
% Mulheres na turma	-0,0581*** (0,0169)	-0,0581*** (0,0170)	-0,0418* (0,0218)	-0,0528** (0,0263)
% Repetentes na turma	-0,0930*** (0,0312)	-0,0930*** (0,0311)	-0,2093*** (0,0420)	-0,1614*** (0,0502)
% Alunos com internet na turma	-0,0641*** (0,0117)	-0,0641*** (0,0116)	-0,1252*** (0,0182)	-0,1437*** (0,0222)
% Beneficiários SASE na turma	-0,0242 (0,0156)	-0,0242 (0,0154)	0,0283 (0,0254)	0,0516 (0,0319)
% Bons alunos (p90) na turma	0,2720*** (0,0109)	0,2720*** (0,0109)	0,2465*** (0,0173)	0,1931*** (0,0228)
% Mães com E. Sup. na turma	0,0375*** (0,0130)	0,0375*** (0,0133)	0,0144 (0,0216)	-0,0020 (0,0272)
R <sup>2</sup> <i>within</i>   R <sup>2</sup> <i>between</i>   R <sup>2</sup> <i>overall</i>	0,58	0,51 0,63 0,58	0,52 0,58 0,55	
RMSE ( <i>Root Mean Square Error</i> )	0,22	0,22	0,16	0,21
$\rho$		0,00	0,36	
Número de observações	6676	6676	6676	6366
F (significância global)	451,36***			

Notas: Níveis de significância: \*\*\*  $p < 0,01$ ; \*\*  $p < 0,05$  (\*\*) e \*  $p < 0,1$ . Entre parêntesis encontram-se reportados os erros-padrão robustos. Todos os modelos incluem a constante. O FE (robusto) inclui efeitos fixos do aluno. O HDFE (robusto) inclui efeitos fixos do aluno e da escola. A perda de observações no HDFE corresponde ao grupo de alunos e escolas onde não existe variabilidade.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Realizou-se o teste de Hausman que compara os estimadores FE e RE.<sup>16</sup> Com um p-valor de aproximadamente zero a hipótese nula de que o RE fornece estimativas consistentes é rejeitada, sendo preferível recorrer ao FE.

<sup>16</sup> Em diversas aplicações seria necessária uma versão robusta do Teste de Hausman. Contudo, ainda não foi desenvolvido um comando Stata para o efeito (Cameron e Trivedi, 2009).

Os resultados obtidos no FE (robusto) indicam que 36% da variância total do erro-padrão compósito é devida ao efeito fixo ( $\rho=0,36$ ). Este valor é calculado da seguinte forma:

$$\rho = \frac{(\sigma_u)^2}{(\sigma_u)^2 + (\sigma_e)^2}$$

onde  $\sigma_u$  corresponde ao erro-padrão do efeito individual,  $\sigma_e$  ao erro-padrão do termo de erro e  $(\sigma_u + \sigma_e)$  ao erro-padrão compósito.

É importante testar para a presença de efeitos fixos, tanto no FE como no HDFE, através de um teste de significância conjunta. A hipótese nula de que todos os efeitos fixos são simultaneamente iguais a zero é rejeitada, pelo que há heterogeneidade não observada.

Não é uma prática comum o cálculo do coeficiente de determinação em dados em painel. Contudo, na Tabela 33, apresenta-se os três coeficientes de determinação ( $R^2$  *within*, *between* e *overall*). Estes são, respetivamente, 0,52; 0,58 e 0,55 no FE (estimador *within*) e 0,51; 0,63 e 0,58 no RE, pelo que o FE explica melhor a variação *within* ( $0,52 > 0,51$ ). O estimador *within* possui um  $R^2$  *overall* menor que o estimador *between* ( $0,55 < 0,58$ ), uma vez que o  $R^2$  *overall* não considera os efeitos fixos estimados (Cameron e Trivedi, 2009).

Relativamente ao modelo HDFE não existe propriamente uma medida de qualidade do ajustamento que o permita comparar com os restantes modelos. Se compararmos o coeficiente de determinação não ajustado entre o FE e o HDFE, o HDFE possui maior poder explicativo ( $0,84 > 0,52$ ). E, de acordo com o RMSE, o erro médio da regressão é muito semelhante entre o FE e o HDFE.

Em termos conceptuais, o HDFE parece ser mais adequado pois controla tanto para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno, bem como para as especificidades da escola. De notar que para Matemática, 56,1% dos alunos mudam de escola entre o 9º e o 12º ano.

Apesar de se considerar que o HDFE é o que melhor controla para os problemas evidenciados na literatura, os resultados não diferem de forma substancial entre os modelos apresentados na Tabela 33.

O coeficiente associado à nota interna do aluno é positivo e individualmente estatisticamente significativo em todos os modelos estimados. Contudo, a sua magnitude diminui quando são adicionados efeitos fixos ao nível do aluno (FE robusto) e efeitos fixos do aluno e da escola (HDFE robusto). Nestes modelos, o aumento de 1% na nota interna do aluno a Matemática conduz a um aumento médio na nota obtida no exame nacional de Matemática de aproximadamente 0,92%, mantendo tudo o resto constante.

Relativamente à existência de internet em casa, o seu efeito passa de positivo para negativo quando são incluídos efeitos fixos. Ou seja, ter internet em casa apenas é benéfico quando os resultados não são condicionais à heterogeneidade não observada. Contudo, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa em nenhum dos modelos estimados.

Ser beneficiário SASE, deixa de ser um fator estatisticamente relevante com a inclusão dos efeitos fixos. Ou seja, no OLS 4 (robusto) ou no RE (robusto) os beneficiários apresentam um desempenho médio inferior aos restantes alunos. Contudo, condicional à heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola, e mantendo tudo o resto constante, conceder um apoio a estes alunos melhora o seu desempenho médio (sinal positivo), mas não de forma individualmente estatisticamente significativa.

Adicionalmente, a diferença média nas notas obtidas no exame nacional de Matemática entre os alunos cuja mãe possui o Ensino Superior e os alunos cuja mãe não possui o Ensino Superior não é individualmente estatisticamente significativa. Apesar disso, o seu sinal é positivo exceto no FE (robusto). Ou seja, condicional à heterogeneidade não observada do aluno, tal como a sua genética, possuir uma mãe com Ensino Superior influencia de forma negativa, mas não estatisticamente significativa as notas dos alunos no exame nacional de Matemática.

Aplicando um teste de significância conjunta ao tamanho da turma e ao seu quadrado no HDFE concluiu-se que as variáveis são relevantes.<sup>17</sup> Estes resultados

---

<sup>17</sup> Sob a hipótese nula de que ambos os coeficientes são iguais a zero:

H0:  $\beta_{\text{tamanho da turma}} = \beta_{\text{tamanho da turma ao quadrado}} = 0$

H1: Pelo menos um  $\beta_j \neq 0$ ,  $j = \text{tamanho da turma, tamanho da turma ao quadrado}$

A hipótese nula é rejeitada (p-valor obtido foi de aproximadamente zero), pelo que estas variáveis são conjuntamente estatisticamente significativas.

denotam que aumentos na dimensão da turma incrementam os resultados médios dos alunos no exame nacional de Matemática, mas a um ritmo decrescente.

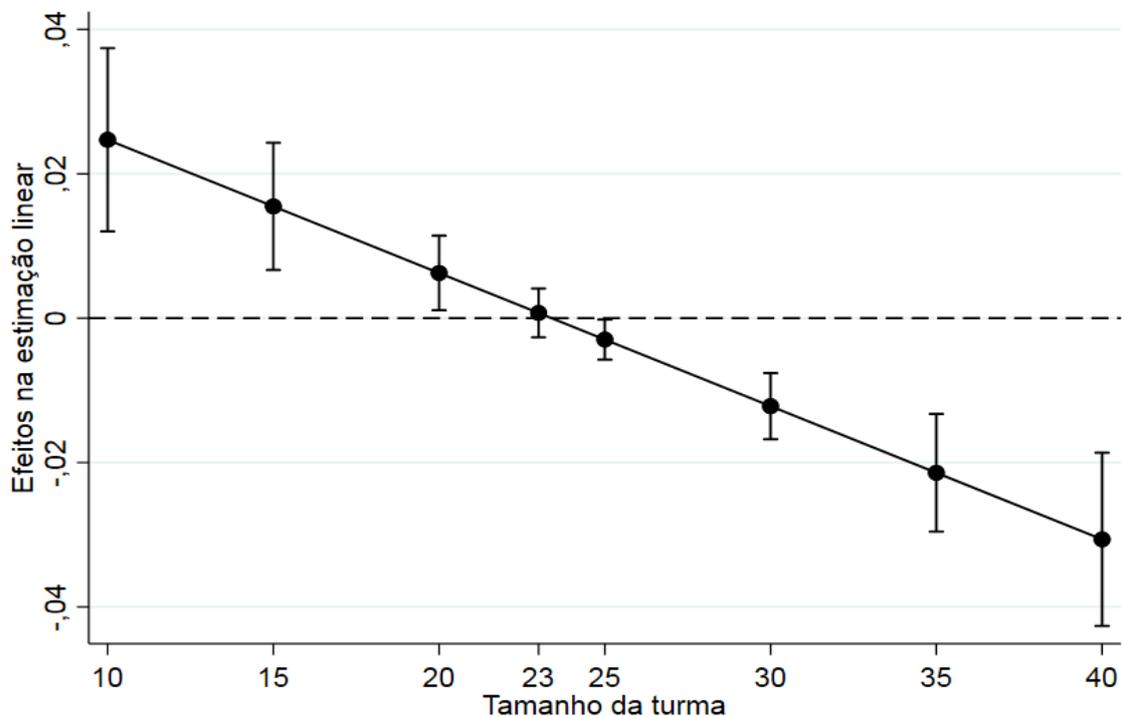
Para além disso, foi calculada a derivada parcial do logaritmo da nota no exame nacional de Matemática em ordem ao tamanho da turma e igualada a zero para encontrar a dimensão ótima da turma.

$$\frac{\partial(\log \text{ nota exame})}{\partial(\text{tamanho da turma})} = 0,0432 + 2 * (-0,0009)\text{tamanho da turma} = 0$$

O que implica que:

$$\text{tamanho da turma} = \frac{0,0432}{2 * 0,0009} = 24$$

Contudo, de forma a aumentar o rigor das conclusões, estimou-se os efeitos marginais médios do tamanho da turma com um intervalo de confiança de 95% (Figura 1).



**Figura 1:** Efeitos marginais médios do tamanho da turma a Matemática com um intervalo de confiança de 95%.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Até ao momento em que os efeitos marginais são positivos (linha horizontal a tracejado) aumentar o tamanho da turma aumenta o desempenho médio dos alunos no exame nacional de Matemática. No entanto, a ritmos decrescentes. Para além disso, em turmas que reúnem entre 21 e 24 alunos, aumentar o tamanho da turma não produz um efeito diferente entre si (assumindo um nível de significância de 5%). Ou seja, não existe uma dimensão ótima, mas sim um intervalo ótimo de alunos que, neste caso, se encontra compreendido entre os 21 e os 24 alunos. Para turmas com 25 ou mais alunos, aumentos marginais na sua dimensão diminuem o desempenho dos alunos de forma estatisticamente significativa.

Relativamente às variáveis da composição da turma, o aumento na fração de mulheres na turma deteriora o desempenho dos alunos em Matemática de forma estatisticamente significativa, e com uma magnitude bastante semelhante em todos os modelos estimados. Controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de mulheres na turma diminui as notas médias dos alunos no exame nacional em cerca de 0,05%, mantendo tudo o resto contante.

Também o aumento na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos alunos, sendo a sua magnitude superior quando são incluídos efeitos fixos. Enquanto no OLS 4 (robusto) e no RE (robusto) o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes diminui o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,09%, *ceteris paribus*. Nos modelos com efeitos fixos (FE e HDFE), o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes diminui o desempenho médio dos alunos em aproximadamente 0,2%, mantendo tudo o resto constante.

O mesmo acontece com a fração de alunos com internet na turma. Nos modelos sem efeitos fixos, o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet diminui as notas médias dos alunos em cerca de 0,06%, *ceteris paribus*. Enquanto com efeitos fixos o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na turma diminui o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,1%, mantendo tudo o resto constante.

A proporção de alunos beneficiários SASE não se apresenta estatisticamente significativa em nenhum dos modelos estimados. Contudo, o sinal do coeficiente passa de negativo para positivo com a inclusão de efeitos fixos. Ou seja, condicional à

heterogeneidade não observada esta variável deixa de ser prejudicial ao desempenho dos alunos.

A fração de bons alunos na turma aumenta o desempenho médio dos alunos de forma individualmente estatisticamente significativa em todos os modelos estimados. Enquanto nos modelos sem efeitos fixos, o aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos incrementa as notas médias em cerca de 0,27%, no FE (robusto) e no HDFE (robusto) a magnitude é de aproximadamente 0,25% e 0,19%, respetivamente, mantendo tudo o resto constante.

Finalmente, a fração de mães com Ensino Superior na turma deixa de exercer um impacto estatisticamente significativo com a inclusão de efeitos fixos. Para além disso, enquanto o efeito é positivo condicional à heterogeneidade não observada do aluno no FE (robusto), este é negativo quando se controla para os efeitos fixos do aluno e da escola no HDFE (robusto).

## 5.2. Português

A base de dados para Português possui 4279 alunos com informação tanto para o ano de realização do exame de 9º, como de 12º ano (8558 observações). Estes alunos encontram-se inseridos em 3041 turmas de 874 escolas, localizadas em Portugal Continental. A Tabela 34 apresenta a estrutura da base de dados para a disciplina de Português.

**Tabela 34:** Estrutura da base de dados de Português utilizada nos vários modelos.

	9º ano	12º ano
2007/2008	523	
2008/2009	3756	
2010/2011		507
2011/2012		3772
Total	4279	4279

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Todos os modelos estimados e análises efetuadas anteriormente para a disciplina de Matemática são agora apresentados para a disciplina de Português. A Tabela 35 apresenta os 4 modelos, do mais simples ao mais completo, para os efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos no exame nacional de Português, estimados através do Método dos Mínimos Quadrados (OLS).

Em todos os modelos, o coeficiente associado ao logaritmo da nota interna do aluno influencia de forma positiva e estatisticamente significativa o desempenho do aluno no exame nacional de Português, embora com uma magnitude inferior ao verificado nos modelos estimados para Matemática. Para além disso, a magnitude diminui à medida que são incluídas variáveis explicativas adicionais. No modelo mais completo, um aumento de 1% na nota interna do aluno a Português conduz, em média, a um aumento de cerca de 0,6% na nota do aluno no exame nacional de Português, mantendo tudo o resto constante.

**Tabela 35:** Resultados da estimação por OLS utilizando o logaritmo das notas do exame nacional de Português como variável dependente.

	OLS 1	OLS 2	OLS 3	OLS 4	OLS 4 (robusto)
Ln nota interna	0,7408*** (0,0117)	0,7006*** (0,0121)	0,6870*** (0,0121)	0,6178*** (0,0119)	0,6178*** (0,0122)
Mulher		0,0377*** (0,0046)	0,0398*** (0,0046)	0,0363*** (0,0047)	0,0363*** (0,0047)
Internet		-0,0195*** (0,0049)	-0,0155*** (0,0048)	0,0082 (0,0063)	0,0082 (0,0063)
Beneficiário SASE		-0,0233*** (0,0058)	-0,0242*** (0,0057)	-0,0115* (0,0061)	-0,0115* (0,0063)
Mãe com Ensino Superior		0,0445*** (0,0056)	0,0459*** (0,0055)	0,0281*** (0,0062)	0,0281*** (0,0058)
Tamanho da turma			0,0135*** (0,0041)	0,0029 (0,0040)	0,0029 (0,0041)
Tamanho da turma <sup>2</sup>			-0,0004*** (0,0001)	-0,0001 (0,0001)	-0,0001 (0,0001)
% Mulheres na turma				-0,0054 (0,0125)	-0,0054 (0,0129)
% Repetentes na turma				-0,0542*** (0,0197)	-0,0542*** (0,0204)
% Alunos com internet na turma				-0,0428*** (0,0093)	-0,0428*** (0,0093)
% Beneficiários SASE na turma				-0,0377*** (0,0121)	-0,0377*** (0,0122)
% Bons alunos (p90) na turma				0,3155*** (0,0122)	0,3155*** (0,0109)
% Mães com E. Sup. na turma				0,0066 (0,0115)	0,0066 (0,0110)
R <sup>2</sup> ajustado	0,32	0,33	0,34	0,40	0,40
RMSE ( <i>Root Mean Square Error</i> )	0,21	0,21	0,21	0,20	0,20
F (significância global)	3996,73***	846,39***	627,49***	431,79***	458,59***

Notas: Níveis de significância: \*\*\* p<0,01; \*\* p<0,05 (\*\*) e \* p<0,1. Entre parêntesis encontram-se reportados os erros-padrão nos modelos OLS e os erros-padrão robustos no OLS 4 (robusto). Todos os modelos incluem a constante. Em todos os modelos existem 8558 observações.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Para além disso, em todos os modelos estimados, enquanto as mulheres possuíam um desempenho inferior aos homens no exame nacional de Matemática, estas apresentam um desempenho mais elevado relativamente aos homens no exame nacional de Português. No modelo mais completo, a diferença média na nota do exame nacional de Português entre mulheres e homens é de cerca de 3,6% a favor das mulheres.

Tal como em Matemática, possuir internet em casa perde a sua significância estatística com a inclusão das variáveis da composição da turma, ou seja, do OLS 3 para o OLS 4. No OLS 2 e no OLS 3, a diferença média entre os alunos que possuem internet em casa e os que não possuem é de cerca de 2% e 1,6% a favor dos segundos, respetivamente.

Como observado para Matemática, ser beneficiário SASE é individualmente estatisticamente significativo e negativo em todos os modelos estimados. No modelo mais completo, a diferença média nas notas obtidas no exame nacional de Português entre os alunos beneficiários SASE e os não beneficiários é de aproximadamente 1,2% a favor dos segundos, mantendo tudo o resto constante.

Ao contrário de Matemática em que a escolaridade das mães perde a sua significância estatística do OLS 3 para o OLS 4. Em Português, os alunos cujas mães possuem Ensino Superior apresentam um desempenho superior aos restantes alunos em todos os modelos estimados. No modelo mais completo, a diferença média na nota obtida no exame nacional de Português é de cerca de 2,8% a favor dos alunos cujas mães detêm o Ensino Superior.

Em relação às variáveis da composição da turma, a variável referente à proporção de mulheres na turma apresenta um sinal negativo tal como em Matemática. Contudo, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa no caso do exame nacional de Português.

Tal como em Matemática, o aumento na fração de repetentes na turma deteriora o desempenho dos alunos no exame nacional de Português. Neste caso, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma reduz a nota obtida no exame nacional de Português, em média, em aproximadamente 0,05%, mantendo tudo o resto constante. De igual forma, tal como em Matemática, a fração de alunos com internet na turma parece ser prejudicial ao desempenho dos alunos. O aumento de 1 p.p. na proporção de alunos com internet na turma reduz o desempenho dos estudantes, em média, em cerca de 0,04%.

Ao contrário do que acontece em Matemática, a variável referente à proporção de beneficiários SASE na turma tem um impacto individualmente estatisticamente significativo em Português. O aumento de 1 p.p. na proporção de beneficiários SASE na turma reduz a nota média dos alunos no exame nacional de Português em cerca de 0,04%, mantendo tudo o resto constante.

Tal como em Matemática, o aumento dos bons alunos na turma aumenta o desempenho dos alunos. Neste caso, o aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma incrementa as notas obtidas pelos alunos no exame nacional de Português, em média, em cerca de 0,3%.

Ao contrário do obtido em Matemática, em que o aumento na fração de alunos na turma cuja mãe possui Ensino Superior incrementa o desempenho médio. No caso de Português, esta variável possui um sinal positivo, mas não se apresenta como individualmente estatisticamente significativa.

Aplicando um teste de significância global a todos os modelos da Tabela 35, concluiu-se que estes são globalmente estatisticamente significativos. Contudo, o modelo com melhor qualidade de ajustamento é o OLS 4. Neste caso, a variabilidade total da variável dependente é explicada em 40% pelo modelo (coeficiente de determinação ajustado é de 0,40). Para além disso, este é o modelo cujo RMSE é menor (0,20).

Aplicando o VIF ao OLS 4 estimado para a disciplina de Português, de forma genérica, parecem não existir problemas de colinearidade. Contudo, existem valores individuais superiores a 10 que incrementam o VIF médio da regressão. O VIF associado ao tamanho da turma e ao seu quadrado é de 64.<sup>18</sup> Estas variáveis são colineares, contudo serão consideradas na análise, pelas razões mencionadas anteriormente para Matemática.

Ao contrário de Matemática, em que o coeficiente associado ao tamanho da turma é positivo e estatisticamente significativo e o coeficiente associado ao seu quadrado é negativo e estatisticamente significativo, em Português estas variáveis perdem a sua significância estatística do OLS 3 para o OLS 4. Apesar disso, em todos os modelos, os sinais são coincidentes com os estimados em Matemática.

Sob a hipótese nula de que ambos os coeficientes são iguais a zero, aplicou-se um teste de significância conjunta ao OLS 4 e concluiu-se que, apesar de não serem individualmente estatisticamente significativos, o tamanho da turma e o seu quadrado afetam conjuntamente o desempenho do aluno a Português (p-valor obtido foi de aproximadamente zero).

Aplicou-se o teste White ao modelo mais completo e rejeitou-se a hipótese nula de homoscedasticidade, o que foi incorporado nos resultados das estimações com um modelo adicional que considera erros-padrão robustos, tal como o OLS 4 (robusto) – Tabela 36.

---

<sup>18</sup> De notar que excluindo o tamanho da turma e o quadrado do tamanho da turma do OLS 4, o VIF médio seria de 1,4.

**Tabela 36:** Resultados da estimação utilizando o logaritmo das notas do exame nacional de Português como variável dependente – modelos para dados em painel.

	OLS 4 (robusto)	RE (robusto)	FE (robusto)	HDFE (robusto)
Ln nota interna	0,6178*** (0,0122)	0,5884*** (0,0127)	0,1562*** (0,0230)	0,1485*** (0,0273)
Mulher	0,0363*** (0,0047)	0,0385*** (0,0049)		
Internet	0,0082 (0,0063)	0,0083 (0,0064)	0,0036 (0,0098)	-0,0075 (0,0103)
Beneficiário SASE	-0,0115* (0,0063)	-0,0140** (0,0064)	-0,0382*** (0,0110)	-0,0300** (0,0117)
Mãe com Ensino Superior	0,0281*** (0,0058)	0,0299*** (0,0062)	-0,0433 (0,0319)	0,0101 (0,0342)
Tamanho da turma	0,0029 (0,0041)	0,0033 (0,0041)	0,0045 (0,0052)	-0,0020 (0,0074)
Tamanho da turma <sup>2</sup>	-0,0001 (0,0001)	-0,0001* (0,0001)	-0,0002** (0,0001)	-0,0001 (0,0001)
% Mulheres na turma	-0,0054 (0,0129)	-0,0037 (0,0127)	0,0053 (0,0156)	-0,0042 (0,0177)
% Repetentes na turma	-0,0542*** (0,0204)	-0,0575*** (0,0205)	-0,0636** (0,0303)	-0,0679** (0,0340)
% Alunos com internet na turma	-0,0428*** (0,0093)	-0,0479*** (0,0092)	-0,0830*** (0,0124)	-0,0889*** (0,0145)
% Beneficiários SASE na turma	-0,0377*** (0,0122)	-0,0346*** (0,0124)	0,0178 (0,0175)	0,0191 (0,0218)
% Bons alunos (p90) na turma	0,3155*** (0,0109)	0,3178*** (0,0108)	0,3056*** (0,0142)	0,2255*** (0,0177)
% Mães com E. Sup. na turma	0,0066 (0,0110)	0,0071 (0,0111)	0,00001 (0,0161)	-0,0028 (0,0200)
R <sup>2</sup> within   R <sup>2</sup> between   R <sup>2</sup> overall	0,40	0,16   0,52   0,40	0,22   0,25   0,23	
RMSE (Root Mean Square Error)	0,20	0,18	0,13	0,17
ρ		0,13	0,52	
Número de observações	8558	8558	8558	8274
F (significância global)	458,59***			

Notas: Níveis de significância: \*\*\* p<0,01; \*\* p<0,05 (\*\*) e \* p<0,1. Entre parêntesis encontram-se reportados os erros-padrão robustos. Todos os modelos incluem a constante. O FE (robusto) inclui efeitos fixos do aluno. O HDFE (robusto) inclui efeitos fixos do aluno e da escola. A perda de observações no HDFE corresponde ao grupo de alunos e escolas onde não existe variabilidade.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Tal como acontece em Matemática, todos os modelos apresentados na Tabela 36 são globalmente estatisticamente significativos (p-valor obtido foi de aproximadamente zero). Para além disso, todos os modelos incluem a mesma variável dependente e as mesmas variáveis independentes de forma a possibilitar a comparação de resultados.

Mais uma vez, tanto no FE (robusto) como no HDFE (robusto) não existe um coeficiente associado à variável género, uma vez que esta não sofre mudança entre o 9º ano e o 12º ano. Acresce que os resultados obtidos no OLS 4 (robusto) e no RE (robusto) são muito semelhantes.

Foi aplicado o teste de Hausman, que revelou ser preferível recorrer ao Modelo de Efeitos Fixos. Os resultados obtidos no FE (robusto) indicam que 52% da variância total do erro-padrão compósito é devida ao efeito fixo ( $p=0,52$ ).

Apesar de a literatura apontar para que os melhores modelos sejam o FE (robusto) e o HDFE (robusto), é importante testar para a presença de efeitos fixos ao nível do aluno no primeiro caso e para a presença de efeitos fixos ao nível do aluno e da escola no segundo caso. Concluiu-se que os efeitos fixos são conjuntamente estatisticamente significativos (p-valor obtido foi de aproximadamente zero no FE e no HDFE).<sup>19</sup>

Tal como mencionado anteriormente, a análise do coeficiente de determinação nos modelos baseados em dados em painel não é uma prática muito comum. Uma alternativa é o RMSE onde, neste caso, o erro médio da regressão é muito semelhante entre o FE (robusto) e o HDFE (robusto). Para além disso, o HDFE é o modelo que controla para os dois problemas mais debatidos na literatura: as características não observadas ao nível dos alunos e a eventual alocação não aleatória dos alunos às escolas. De notar que para Português 57,7% dos alunos mudam de escola entre o 9º e o 12º ano.

Apesar de se considerar que o HDFE é o modelo conceptualmente mais adequado, os resultados não diferem substancialmente entre os modelos.

Tal como para Matemática, o coeficiente associado à nota interna do aluno a Português é positivo e individualmente estatisticamente significativo e a sua magnitude diminui com a inclusão de efeitos fixos. Contudo, este coeficiente apresenta uma magnitude inferior em Português comparativamente ao obtido para Matemática. Nos modelos com efeitos fixos para Português, um aumento de 1% na nota interna do aluno a Português conduz a um aumento médio na nota obtida no exame nacional de Português de aproximadamente 0,15%, mantendo tudo o resto constante.

Relativamente à disponibilidade de internet em casa, o sinal do seu efeito é positivo, exceto no HDFE. Ou seja, condicional aos efeitos fixos do aluno e da escola, e mantendo tudo o resto constante, ter internet em casa parece ter um efeito negativo sobre o desempenho dos alunos no exame nacional de Português. Contudo, tal como

---

<sup>19</sup> Sob a hipótese nula de que todos os efeitos fixos são nulos:

H0:  $\alpha_1 = \dots = \alpha_k = 0$

H1: Pelo menos um  $\alpha_j \neq 0, j = 1, \dots, k$

A hipótese nula é rejeitada.

em Matemática, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa em nenhum dos modelos estimados.

Em relação à condição de beneficiários SASE, esta tem um efeito negativo e estatisticamente significativo em todos os modelos estimados para Português (enquanto em Matemática deixava de ser estatisticamente significativo com a inclusão dos efeitos fixos). No HDFE, a diferença média nas notas obtidas no exame nacional de Português entre os alunos beneficiários SASE e os não beneficiários é de aproximadamente 3% a favor dos segundos.

Ao contrário de Matemática em que possuir mãe com Ensino Superior não é individualmente estatisticamente significativa em nenhum dos modelos estimados, no caso de Português o efeito é positivo no OLS 4 (robusto) e no RE (robusto). Contudo, tal como em Matemática, quando são incluídos efeitos do aluno, o coeficiente é negativo e não estatisticamente significativo e, quando são incluídos efeitos fixos do aluno e da escola, o coeficiente é positivo e não estatisticamente significativo.

Aplicou-se um teste de significância conjunta ao tamanho da turma e ao seu quadrado no HDFE (robusto) e concluiu-se que o tamanho da turma é relevante na explicação do desempenho.<sup>20</sup>

Para além disso, foram calculados os efeitos marginais médios do tamanho da turma no HDFE (robusto) com um intervalo de confiança de 95% (Figura 2).

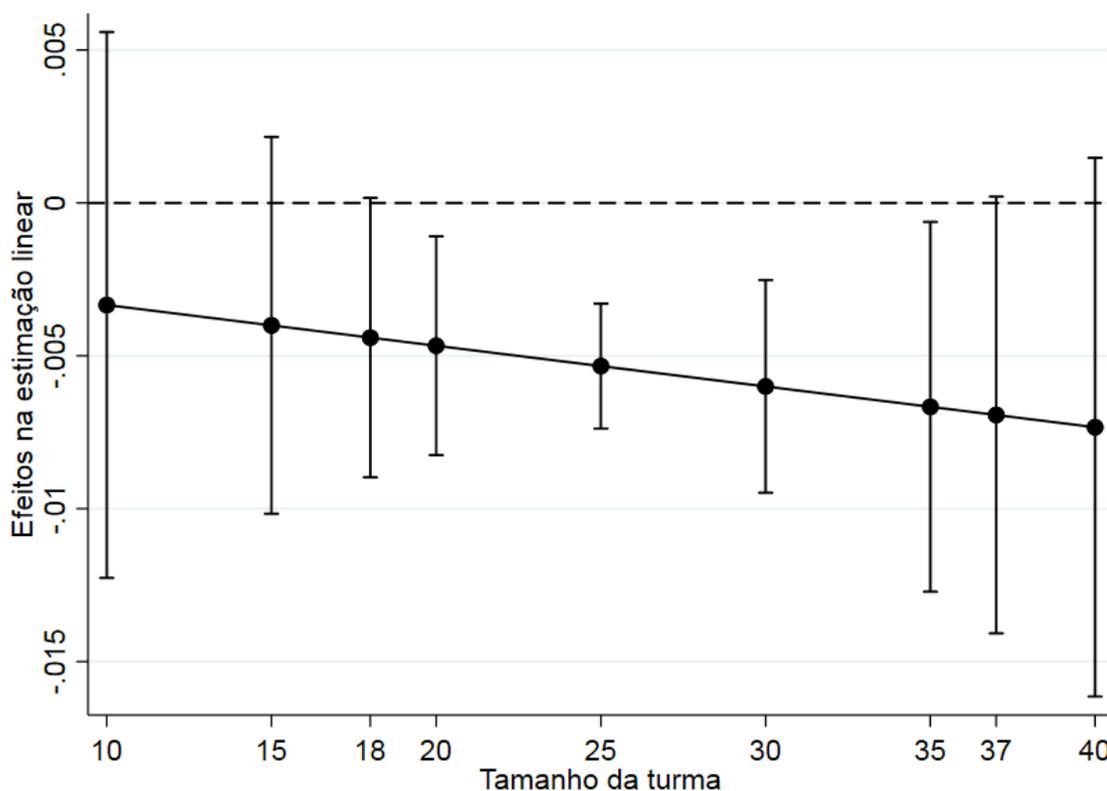
---

<sup>20</sup> Sob a hipótese nula de que ambos os coeficientes são iguais a zero:

$$H0: \beta_{\text{tamanho da turma}} = \beta_{\text{tamanho da turma ao quadrado}} = 0$$

H1: Pelo menos um  $\beta_j \neq 0$ ,  $j = \text{tamanho da turma, tamanho da turma ao quadrado}$

Rejeitou-se a hipótese nula (p-valor obtido foi de aproximadamente zero).



**Figura 2:** Efeitos marginais médios do tamanho da turma a Português com um intervalo de confiança de 95%.

Fonte: Cálculos próprios com base na MISI/JNE.

Ao contrário do obtido para Matemática, aumentar o tamanho da turma não produz um efeito estatisticamente diferente entre si em Português.

Relativamente às variáveis da composição da turma, a fração de mulheres na turma não produz um efeito estatisticamente significativo em nenhum dos modelos estimados para Português, ao contrário do que acontece para Matemática. Apesar disso, o coeficiente apresenta um sinal negativo, tal como em Matemática, à exceção do FE (robusto) em que o coeficiente é positivo, mas não estatisticamente significativo.

Tal como para Matemática, o coeficiente associado à proporção de repetentes na turma é negativo e estatisticamente significativo em todos os modelos estimados para Português. Contudo, a magnitude é inferior em Português comparativamente a Matemática. Nos modelos com efeitos fixos, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos alunos em Português em aproximadamente 0,07%.

Tal como verificado para Matemática, a fração de alunos com internet na turma diminui o desempenho médio dos alunos em Português, sendo a sua magnitude

superior nos modelos com efeitos fixos. O aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na turma diminui as notas médias dos alunos em cerca de 0,05% nos modelos sem efeitos fixos e em cerca de 0,09% nos modelos com efeitos fixos.

O coeficiente associado à fração de beneficiários SASE na turma é negativo nos modelos sem efeitos fixos, tal como em Matemática, contudo é estatisticamente significativo para Português. Tal como em Matemática, o coeficiente passa a ser positivo com a inclusão dos efeitos fixos em Português. Ou seja, condicional à heterogeneidade não observada esta variável deixa de ser prejudicial ao desempenho dos alunos em Português, embora de forma não estatisticamente significativa.

Tal como em Matemática, o aumento de bons alunos na turma incrementa o desempenho médio dos alunos no exame nacional de Português de forma individualmente estatisticamente significativa, em todos os modelos estimados. O aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma aumenta as notas médias de Português em cerca de 0,3% nos modelos sem efeitos fixos e no FE (robusto). No HDFE (robusto) a amplitude diminui para aproximadamente 0,2%.

Finalmente, enquanto em Matemática o coeficiente associado à fração de alunos cuja mãe possui Ensino Superior na turma é positivo e estatisticamente significativo nos modelos sem efeitos fixos, em Português o coeficiente é igualmente positivo, mas não estatisticamente significativo em nenhum dos modelos estimados. Tal como em Matemática, nos modelos com efeitos fixos, o efeito é positivo quando condicionamos para a heterogeneidade não observada do aluno no FE (robusto) e negativo quando controlamos para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE (robusto).

### 5.3. Discussão

Nesta fase do estudo, pretende-se comparar os resultados obtidos para Matemática e Português entre si e, simultaneamente, estabelecer a ponte com a literatura existente.

Para o efeito, irão ser debatidos essencialmente os resultados do modelo HDFE com erros-padrão robustos (Tabela 33 para Matemática e Tabela 36 para Português), uma vez que, tal como mencionado anteriormente, este é o modelo que controla para os dois problemas mais debatidos na literatura: a seleção dentro do grupo de pares e a existência de características não observadas.

Tanto em Matemática como em Português, concluiu-se que a nota interna encontra-se indexada à nota obtida no exame nacional, o que vai ao encontro do que seria esperado. Condicional à heterogeneidade não observada e à eventual alocação não aleatória dos alunos entre escolas, o aumento de 1% na nota interna conduz a um aumento médio no desempenho dos alunos no exame nacional de cerca de 0,9% em Matemática e de aproximadamente 0,2% em Português, mantendo tudo o resto constante. Este coeficiente representa uma elasticidade e a sua magnitude diminui com a inclusão de variáveis explicativas adicionais (Tabela 32 para Matemática e Tabela 35 para Português) e quando são considerados efeitos fixos (Tabela 33 para Matemática e Tabela 36 para Português).

Apesar de nos modelos com efeitos fixos não ser estimado o coeficiente associado ao género (o mesmo aluno não muda de género entre o 9º e o 12º ano de escolaridade), nos modelos sem efeitos fixos as mulheres possuem um desempenho médio inferior aos homens em Matemática, mas superior em Português. Este resultado encontra-se em linha com o obtido por Pereira (2010), apesar de não ser consensual na literatura. Por exemplo, Sousa (2016) e Firmino *et al.* (2016) concluíram que as mulheres possuem um desempenho superior aos homens em ambas as disciplinas.

Relativamente aos aspetos caracterizadores do contexto socioeconómico do estudante, controlando para a heterogeneidade não observada do aluno (como a genética) e para a alocação entre escolas no modelo HDFE, possuir internet em casa não produz um impacto individualmente estatisticamente significativo em nenhuma das disciplinas, em nenhum dos modelos estimados. Este resultado pode dever-se ao facto

de outras variáveis estarem a captar o efeito da internet no desempenho. Para além disso, a maioria dos alunos na base de dados possui internet em casa (69% em Matemática e 68% em Português).

Adicionalmente, possuir uma mãe com Ensino Superior (*proxy* do rendimento do aluno), controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDPE, não produz um impacto individualmente estatisticamente significativo em nenhuma das disciplinas. Lee e Barro (2001) e McEwan (2003) concluíram que a educação das mães é um importante determinante do desempenho do aluno, o que se verifica no presente estudo quando não são incluídos efeitos fixos em Português. Contudo, existem estudos em que a educação dos pais também não se apresenta como individualmente estatisticamente significativa (ver, por exemplo, Pereira, 2010).

Ainda relativamente ao estatuto socioeconómico, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDPE, os alunos beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar possuem um desempenho médio inferior em cerca de 3% relativamente aos não beneficiários em Português, mantendo tudo o resto constante. Este resultado encontra-se em linha com o obtido por Sousa (2016) e por Firmino *et al.* (2016) que referem que os alunos cujos pais possuem baixos rendimentos apresentam um desempenho inferior aos restantes alunos. Contudo, no presente estudo, esta variável passa de negativa e individualmente estatisticamente significativa para não individualmente estatisticamente significativa quando são incluídos efeitos fixos em Matemática.

Assim, relativamente às características individuais dos alunos, subsistem na literatura resultados que apontam para diferentes direções.

Em relação ao tamanho da turma, esta é uma dimensão suscetível de intervenção do Estado.

No modelo HDPE constatou-se que aumentar o tamanho da turma incrementa o desempenho médio dos alunos no exame nacional de Matemática, mas a ritmos decrescentes. Neste caso, o intervalo de dimensão ótima da turma encontra-se compreendido entre os 21 e os 24 alunos. Para turmas com 25 ou mais alunos, aumentos marginais no tamanho da turma produzem um efeito negativo e estatisticamente significativo (Figura 1). Pelo contrário, aumentar o tamanho da turma não produz um efeito diferente de zero em Português (Figura 2), pelo que é improvável que seja uma

medida política passível de aumentar o desempenho dos alunos nos exames nacionais de Português. Estes resultados encontram-se em consonância com os obtidos por Sousa (2016). Esta autora concluiu que a dimensão ótima da turma ronda os 22 a 23 alunos em Matemática, não sendo estatisticamente significativa em Português. Contudo, não existe consenso na literatura. Vários estudos mostram que alterar o tamanho das turmas não surte qualquer efeito no desempenho dos alunos (ver, por exemplo, Firmino *et al.*, 2016; Hanushek, 1998 e Hoxby, 2000a).

No que concerne às variáveis da composição da turma, os seus resultados são úteis para aferir eventuais medidas, a adotar pelas escolas, no sentido de reorganizar os alunos pelas turmas e aumentar o seu desempenho escolar.

Relativamente à proporção de mulheres na turma, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de mulheres na turma diminui as notas médias dos alunos no exame nacional de Matemática em cerca de 0,05%, mantendo tudo o resto contante. Ou seja, parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento de mulheres na turma no desempenho dos alunos em Matemática, porém não estatisticamente significativa em Português. Novamente, não existe consenso na literatura. Existem estudos que defendem que aumentar a proporção de alunas é propício ao sucesso escolar (ver, por exemplo, Kirjavainen, 2012 e Pereira, 2010), estudos que argumentam que depende do tipo de aluno (ver, por exemplo, Schone *et al.*, 2017) e estudos onde não foram encontrados efeitos estatisticamente significativos (ver, por exemplo, Hill, 2017).

Em relação à proporção de repetentes na turma, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,16% em Matemática e em aproximadamente 0,07% em Português. Assim, existe uma externalidade negativa associada ao aumento de repetentes na turma no desempenho dos alunos em ambas as disciplinas. Este resultado encontra-se em consonância com o obtido por Lavy *et al.* (2012) e Pereira (2010) que concluíram que aumentar a proporção de alunos repetentes na turma produz um impacto negativo no desempenho dos alunos.

Para além disso, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na

turma diminui as notas médias dos alunos em cerca de 0,14% em Matemática e em aproximadamente 0,09% em Português, mantendo tudo o resto constante. Assim, aumentar o número de alunos com internet na turma parece produzir uma externalidade negativa no desempenho dos alunos em ambas as disciplinas.

Relativamente à fração de beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar na turma, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, esta variável não se apresenta como individualmente estatisticamente significativa em nenhuma disciplina. Firmino *et al.* (2016) concluiu que aumentar a proporção de alunos de baixo rendimento produz um impacto negativo em ambas as disciplinas. No presente estudo, o sinal negativo apenas se verifica quando não são incluídos efeitos fixos, sendo o coeficiente estimado negativo e estatisticamente significativo apenas em Português no OLS 4 (robusto) e no RE (robusto).

O aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, aumenta o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,19% no exame nacional de Matemática e em aproximadamente 0,23% no exame nacional de Português, mantendo tudo o resto constante. Assim, existe uma externalidade positiva associada ao aumento de bons alunos na turma em ambas as disciplinas. Este resultado parece ser consensual na literatura (ver, por exemplo, Ding e Lehrer, 2007; Hanushek *et al.*, 2003 e Hoxby, 2000b).

Finalmente, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no HDFE, a fração de alunos cuja mãe possui Ensino Superior na turma não se apresenta como individualmente estatisticamente significativa em nenhuma disciplina. O aumento de mães com Ensino Superior na turma apenas produz uma externalidade positiva e individualmente estatisticamente significativa quando não são incluídos efeitos fixos, e apenas para Matemática.

## 6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

A organização das turmas dentro das escolas, quer em termos de dimensão, quer em termos de composição, tem sido o cerne de vários estudos publicados nos últimos anos. Quando comparada com a investigação realizada a nível internacional, a literatura sobre os efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos para o contexto português é ainda muito limitada e os resultados estão longe de serem consensuais. Tal como referido na secção introdutória, o presente estudo procurou responder à seguinte questão: Qual a dimensão e composição das turmas que favorece o desempenho dos alunos nos exames nacionais de Matemática e Português?

Com vista à prossecução deste objetivo, foi construída uma nova base de dados a partir da informação recolhida de duas fontes do Ministério da Educação: a MISI (Sistema de Informação do Ministério da Educação) gerida pela Direção Geral de Estatísticas da Educação e Ciência (DGEEC), e as estatísticas publicadas pelo Júri Nacional de Exames – Direção Geral da Educação (JNE).

O painel utilizado possui duas linhas por cada identificador anonimizado do aluno. Uma primeira linha contém informação sobre a nota obtida no exame nacional de 9º ano, sobre a sua nota interna no 9º ano (3º Período), bem como informação relativa às características do estudante e da turma nesse ano letivo. A segunda linha possui, para o mesmo aluno, informação sobre a nota obtida no exame nacional de 12º ano, sobre a sua nota interna no 12º ano (3º Período), bem como informação relativa às características do estudante e da turma nesse ano letivo. A análise dos efeitos da composição da turma no desempenho dos alunos foi realizada separadamente para as disciplinas de Matemática e Português.

A variável dependente utilizada nos diferentes modelos corresponde ao logaritmo da nota de exame dos alunos no 9º e no 12º ano.

Para além disso, neste estudo, tentou-se controlar para os dois problemas mais frequentemente debatidos na literatura. Em primeiro lugar, existem características não observáveis do aluno (tal como a capacidade inata) que afetam o seu desempenho, mas não estão incluídas no modelo. Se estas variáveis estiverem correlacionadas com alguma das variáveis explicativas do modelo, as estimativas obtidas por OLS não refletem o efeito causal da composição da turma no desempenho do aluno. Neste caso, estamos

perante um problema de endogeneidade. Em segundo lugar, a endogeneidade pode resultar de um efeito de seleção, onde os alunos se auto selecionam para determinadas escolas. Assim, considerou-se que o modelo HDFE (*High-Dimensional Fixed Effects*) é o mais adequado, uma vez que, ao incluir efeitos fixos do aluno e da escola, permite interpretar os coeficientes como se os estudantes fossem aleatoriamente alocados entre as escolas e, ao mesmo tempo, controla para as características não observáveis ao nível do aluno.

Em relação às características do estudante, condicional à heterogeneidade não observada e à eventual alocação não aleatória dos alunos entre escolas, o aumento de 1% na nota interna conduz a um aumento médio no desempenho dos alunos no exame nacional de cerca de 0,9% em Matemática e de aproximadamente 0,2% em Português, mantendo tudo o resto constante. Assim, tal como expectável, a nota interna está indexada à nota obtida no exame nacional em ambas as disciplinas.

Relativamente aos aspetos caracterizadores do contexto socioeconómico do estudante, no modelo HDFE, possuir internet em casa ou uma mãe com Ensino Superior não produz um impacto individualmente estatisticamente significativo em nenhuma das disciplinas. Adicionalmente, os alunos beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar possuem um desempenho médio inferior em cerca de 3% relativamente aos não beneficiários em Português, mantendo tudo o resto constante. Contudo, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa em Matemática.

Em relação ao tamanho da turma, concluiu-se que o intervalo de dimensão ótima da turma encontra-se compreendido entre os 21 e os 24 alunos em Matemática. Pelo contrário, aumentar o tamanho da turma não produz um efeito diferente de zero em Português. Assim, os resultados apontam para que seja “decretada” uma medida política suscetível de aumentar o desempenho dos alunos nos exames nacionais de Matemática. Enquanto, no caso de Português, não foi encontrada evidência empírica que sustente uma intervenção política ao nível da dimensão das turmas. Neste caso, rearranjar a composição da turma parece ser uma medida mais eficaz do que reduzir o tamanho da turma na disciplina de Português.

Relativamente às variáveis da composição da turma, parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento de mulheres na turma no desempenho dos alunos em Matemática. No modelo HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de

mulheres na turma conduz a uma diminuição nas notas médias dos alunos no exame nacional de Matemática em cerca de 0,05%, mantendo tudo o resto contante. Porém, esta variável não é individualmente estatisticamente significativa em Português.

De igual forma, parece existir uma externalidade negativa associada ao aumento de repetentes na turma no desempenho dos alunos, em ambas as disciplinas. No modelo HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de repetentes na turma diminui o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,16% em Matemática e em aproximadamente 0,07% em Português, *ceteris paribus*.

Também aumentar o número de alunos com internet na turma parece produzir uma externalidade negativa no desempenho dos alunos em ambas as disciplinas. No modelo HDFE, o aumento de 1 p.p. na fração de alunos com internet na turma diminui as notas médias dos alunos em cerca de 0,14% em Matemática e em aproximadamente 0,09% em Português, mantendo tudo o resto constante.

Pelo contrário, parece existir uma externalidade positiva associada ao aumento de bons alunos na turma em ambas as disciplinas. O aumento de 1 p.p. na fração de bons alunos na turma, controlando para a heterogeneidade não observada ao nível do aluno e da escola no modelo HDFE, aumenta o desempenho médio dos alunos em cerca de 0,19% no exame nacional de Matemática e em aproximadamente 0,23% no exame nacional de Português, mantendo tudo o resto constante.

Finalmente, as variáveis associadas à fração de beneficiários do Sistema de Ação-Social Escolar na turma e à fração de alunos cuja mãe possui Ensino Superior na turma não se apresentam como individualmente estatisticamente significativas em nenhuma disciplina.

Em resumo, aumentar a fração de mulheres na turma parece ser prejudicial ao desempenho dos alunos no exame nacional de Matemática. Aumentar a proporção de repetentes e de alunos com internet na turma produz uma externalidade negativa em ambas as disciplinas. Em contrapartida, aumentar a fração de bons alunos na turma conduz a um incremento nas classificações obtidas nos exames nacionais de Português e de Matemática.

Em termos de limitações do presente estudo, salienta-se a perda de observações durante o processo de construção e tratamento da base de dados. Para além disso, é

relevante repensar a fórmula de cálculo de algumas variáveis, tal como, ser ou não repetente.

Numa perspetiva futura, e como complemento da investigação aqui realizada, pretende-se expandir a análise para avaliar se as variáveis da composição da turma afetam o desempenho dos estudos nos exames nacionais de forma heterogénea, consoante o tipo de aluno. Para o efeito, seria desenvolvido um modelo alternativo com interações entre as variáveis da composição da turma e as variáveis referentes a características individuais do estudante.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Akerhielm, K. (1995) "Does class size matter?", *Economics of Education Review* 14(3): 229-241.
- Arcidiacono, P. (2004) "Ability sorting and the returns to college major", *Journal of Econometrics*, 121(1): 343-375.
- Arcidiacono, P., Foster, G., Goodpaster, N. e Kinsler, J. (2012) "Estimating spillovers using panel data, with an application to the classroom", *Quantitative Economics*, 3(3): 421-470.
- Arcidiacono, P. e Nicholson, S. (2005) "Peer effects in medical school", *Journal of Public Economics*, 89(2): 327-350.
- Berlinski, S., Galiani, S. e Gertler, P. (2009) "The effect of pre-primary education on primary school *performance*", *Journal of Public Economics*, 93(1): 219-234.
- Betts, J., Shkolnik, J. (2000) "The effects of ability grouping on student achievement and resource allocation in secondary schools", *Economics of Education Review*, 19 (1): 1-15.
- Booij, A., Leuven, E. e Oosterbeek, H. (2017) "Ability peer effects in university: Evidence from a randomized experiment", *The Review of Economic Studies*, 84(2): 547-578.
- Brunello, G. e Rocco, L. (2013) "The effect of immigration on the school *performance* of natives: Cross country evidence using PISA test scores", *Economics of Education Review*, 32(C): 234-246.
- Burke, M. e Sass, T. (2013) "Classroom peer effects and student achievement", *Journal of Labor Economics*, 31(1): 51-82.
- Cameron, A. e Trivedi, P. (2009) "Microeconometrics Using Stata", A Stata Press Publication, Texas.
- Carneiro, P. (2008) "Equality of opportunity and educational achievement in Portugal", *Portuguese Economic Journal*, 7(1): 17-41.
- Chetty, R., Friedman, J., Hilger, N., Saez, E., Schanzenbach, D. e Yagan, D. (2011) "How Does Your Kindergarten Classroom Affect Your Earnings? Evidence from Project STAR", *The Quarterly Journal of Economics*, 126(4): 1593-1660.

Coleman, S. (1966) "Equality of Educational Opportunity", National Center For Educational Statistics, Washington D.C.: U.S. Government Printing Office.

Collins, C. e Gan, L. (2013) "Does Sorting Students Improve Scores? An Analysis of Class Composition", National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 18848.

Coupé, T., Olefir, A. e Alonso, J. (2016), "Class size, school size and the size of the school network", *Education Economics*, 24(3): 329-351.

Denny, K. e Oppedisano, V. (2013) "The surprising effect of larger class sizes: Evidence using two identification strategies", *Labour Economics*, 23(4): 57-65.

Ding, W. e Lehrer, S. (2007) "Do peers affect student achievement in China's secondary schools?", *The Review of Economics and Statistics*, 89(2): 300-312.

Dobbelsteen, S., Levin, J. e Oosterbeek, H. (2002) "The causal effect of class size on scholastic achievement: distinguishing the pure class size effect from the effect of changes in class composition", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 64(1): 17-38.

Duflo, E., Dupas, P. e Kremer, M. (2011) "Peer effects, teacher incentives, and the impact of tracking: Evidence from a randomized evaluation in Kenya", *American Economic Review*, 101(5): 1739-1774.

Ferrão, M. (2012) "On the stability of value added indicators", *Quality & Quantity*, 46(2): 627-637.

Figlio, D. e Page, M. (2002) "School Choice and the Distributional Effects of Ability Tracking: Does Separation Increase Inequality?", *Journal of Urban Economics*, 51(3): 497-514.

Finn, J. (1998) "Class size and students at risk: What is known? What is next?", Washington DC, US Department of Education, Office of Educational Research and Improvement, National Institute on the Education of At-Risk Students.

Firmino, J., Nunes, L., Reis, A. e Seabra, C. (2016) "Class Composition and Student Achievement in Portugal", *Tese de Doutoramento em Economia*, Nova School of Business and Economics.

- Fischer, S. (2017) "The downside of good peers: How classroom composition differentially affects men's and women's STEM persistence", *Labour Economics*, 46(1): 211-226.
- Garratt, R., Weinberger, C. e Johnson, N. (2013) "The State Street Mile: Age and Gender Differences in Competition Aversion in the Field", *Economic Inquiry*, 51(1): 806–815.
- Gaviria, A. e Raphael, S. (2001) "School-based peer effects and juvenile behavior", *The Review of Economics and Statistics*, 83(2): 257-268.
- Glaeser, E., Sacerdote, B. e Scheinkman, J. (1996) "Crime and social interactions", *The Quarterly Journal of Economics*, 111(2): 507-548.
- Gneezy, U., Niederle, M. e Rustichini, A. (2003) "*Performance* in competitive environments: gender differences", *The Quarterly Journal of Economics*, 118(3):1049–1074.
- Grip, A. e Sauermann, J. (2012) "The effects of training on own and co-worker productivity: Evidence from a field experiment", *The Economic Journal*, 122(560): 376-399.
- Hanushek, E. (1986) "The economics of schooling: production and efficiency in public schools", *Journal of Economic Literature*, 24(3): 1141-1177.
- Hanushek, E. (1997) "Assessing the effects of school resources on student *performance*: An update", *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 19(2): 141-164.
- Hanushek, E. (1998) "The evidence on class size", Rochester, NY: University of Rochester, W. Allen Wallis Institute of Political Economy.
- Hanushek, E. (1999) "Some findings from an independent investigation of the Tennessee STAR experiment and from other investigations of class size effects", *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 21(2): 143–163.
- Hanushek, E. (2005) "The economics of school quality", *German Economic Review*, 6(3): 269-286.
- Hanushek, E., Kain, J., Markman, J. e Rivkin, S. (2003) "Does peer ability affect student achievement?", *Journal of Applied Econometrics*, 18(5): 527-544.

- Hanushek, E., Rivkin, S. e Taylor, L. (1996) "Aggregation and the estimated effects of school resources", *Review of Economics and Statistics*, 78(4): 611–627.
- Hanushek, E. e Woessmann, L. (2006) "Does educational tracking affect *performance* and inequality? Differences-in-differences evidence across countries", *Economic Journal*, 116(510): C63-C76.
- Hattie, J. (2002) "Classroom composition and peer effects", *International Journal of Educational Research*, 37(5): 449-481.
- Hill, A. (2017) "The positive influence of female college students on their male peers", *Labour Economics*, 44: 151-160.
- Hoffer, T. (1992) "Middle school ability grouping and student achievement in science and mathematics", *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 14(3): 205-227.
- Hong, S. e Lee, J. (2017) "Who is sitting next to you? Peer effects inside the classroom", *Quantitative Economics*, 8(1): 239-275.
- Hoxby, C. (2000a) "The effects of class size on student achievement: new evidence from population variation", *Quarterly Journal of Economics*, 115(4): 1239–1285.
- Hoxby, C. (2000b) "Peer effects in the classroom: learning from gender and race variation", National Bureau of Economic Research, Working Paper No. 7867.
- Jepsen, C. e Rivkin, S. (2009) "Class size reduction and student achievement: the potential tradeoff between teacher quality and class size", *Journal of Human Resources*, 44(1): 223–250.
- Khandker, S., Koolwal, G. e Samad, H. (2010) "Handbook on Impact Evaluation: Quantitative Methods and Practices", World Bank, Washington D.C.
- Kirjavainen, T. (2012) "Efficiency of Finnish general upper secondary schools: an application of stochastic frontier analysis with panel data", *Education Economics*, 20(4): 343-364.
- Krassel, K. e Heinesen, E. (2014) "Class-size effects in secondary school", *Education Economics*, 22(4): 412-426.

- Krueger, A. (1999) "Experimental Estimates of Education Production Functions", *Quarterly Journal of Economics*, 115(2): 497-532.
- Krueger, A. (2003) "Economic considerations and class size", *The Economic Journal*, 113(485): 34-63.
- Lavy, V., Paserman, M. e Schlosser, A. (2012) "Inside the black box of ability peer effects: Evidence from variation in the proportion of low achievers in the classroom", *The Economic Journal*, 122(559): 208-237.
- Lee, J. e Barro, R. (2001) "Schooling quality in a cross-section of countries", *Economica*, 68(272): 465-488.
- Lefgren, L. (2004) "Educational peer effects and the Chicago public schools", *Journal of Urban Economics*, 56(2):169-191.
- Leme, A. e Escardíbul, J. (2016) "The effect of a specialized versus a general upper secondary school curriculum on students' *performance* and inequality. A difference-in-differences cross country comparison", IEB working paper 2016/16, disponível em: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2799290>.
- Marsh, H. (1987) "The big-fish-little-pond effect on academic self-concept", *Journal of Educational Psychology*, 79(3): 280–295.
- Marsh, H. e Parker, J. (1984) "Determinants of student self-concept: Is it better to be a relatively large fish in a small pond even if you don't learn to swim as well?", *Journal of Personality and Social Psychology*, 47(1): 213–231.
- McEwan, P. (2003) "Peer effects on student's achievement: evidence from Chile", *Economics of Education Review*, 22(2): 131-141.
- Meyer, R. (1997) "Value-added indicators of school *performance*: A primer", *Economics of Education Review*, 16(3): 283-301.
- Niederle, M. e Vesterlund, L. (2007) "Do Women Shy Away from Competition? Do Men Compete Too Much?", *The Quarterly Journal of Economics*, 122(3): 1067–1101.

- Pekkarinen, T., Uusitalo, R. e Kerr, S. (2009) "School tracking and intergenerational income mobility: Evidence from the Finnish comprehensive school reform", *Journal of Public Economics*, 93(7): 965-973.
- Pereira, M. (2010) "Desempenho educativo e igualdade de oportunidades em Portugal e na Europa: O papel da escola e a influência da família", *Boletim Económico de Inverno*, Banco de Portugal: 25-48.
- Pereira, M. e Reis, H. (2012) "Diferenças regionais no desempenho dos alunos portugueses: evidência do programa PISA da OCDE", *Boletim Económico de Inverno*, Banco de Portugal: 59-83.
- Pritchett, L. e Filmer, D. (1999) "What educational production functions really show: a positive theory of educational spending", *Economics of Education Review*, 18(2): 223–39.
- Ray, A. (2006) "School value-added measures in England – A paper for the OECD project on the development of value-added models in education systems", Department for Education and Skills, London.
- Rivkin, S., Hanushek, E. e Kain, J. (2005) "Teachers, schools, and academic achievement", *Econometrica*, 73(2): 417–458.
- Schone, P., Simson, K. e Strom, M. (2017) "Girls helping girls: the impact of female peers on grades and Educational Choices", Institute for the Study of Labor (IZA) No. 10586.
- Sousa, S. (2016) "Four essays in Economics of Education", Tese de Doutoramento em Economia, Universidade do Minho.
- Todd, P. e Wolpin, K. (2003) "On the specification and estimation of the production function for cognitive achievement", *The Economic Journal*, 113(485): 3-33.
- Verbeek, M. (2012) "A Guide to Modern Econometric", Wiley, New York, 4ª edição.
- Woessman, L. (2003) "Schooling resources, educational institutions and student *performance*: the international evidence", *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 65(2): 117-170.

Woessmann, L. e West, M. (2006) "Class-size effects in school systems around the world: Evidence from between-grade variation in TIMSS", *European Economic Review*, 50(3): 695-736.

Wooldridge, J. (2010) "Econometric analysis of cross section and panel data", The MIT Press, Massachusetts, 2ª edição.

Yeung, R. e Nguyen-Hoang, P. (2016) "Endogenous peer effects: Fact or fiction?", *The Journal of Educational Research* 109(1): 37-49.

## ANEXOS

### A. CONSTRUÇÃO E TRATAMENTO DA BASE DE DADOS

Esta secção descreve o minucioso tratamento dos dados que permitiram alcançar o detalhe pretendido.

Dada a disponibilidade de dados da MISI, optou-se por seguir dois coortes de alunos ao longo do tempo, tal como se encontra estruturado nas Tabelas A.1 e A.2.

**Tabela A.1:** 1º coorte de alunos analisados.

	<b>2008/2009</b>	<b>2009/2010</b>	<b>2010/2011</b>	<b>2011/2012</b>
<b>9º ano</b>	Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez	Reprovou 2 vezes	Reprovou 3 vezes
<b>10º ano</b>		Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez	Reprovou 2 vezes
<b>11º ano</b>			Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez
<b>12º ano</b>				Nunca reprovaram

**Tabela A.2:** 2º coorte de alunos analisados.

	<b>2007/2008</b>	<b>2008/2009</b>	<b>2009/2010</b>	<b>2010/2011</b>
<b>9º ano</b>	Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez	Reprovou 2 vezes	Reprovou 3 vezes
<b>10º ano</b>		Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez	Reprovou 2 vezes
<b>11º ano</b>			Nunca reprovaram	Reprovou 1 vez
<b>12º ano</b>				Nunca reprovaram

Ambos os coortes pretendem seguir os alunos desde o 9º até ao 12º ano de escolaridade. O primeiro coorte pretende seguir os alunos que no ano letivo 2008/2009 se encontravam no 9º ano de escolaridade. Caso estes estudantes não apresentem qualquer reprovação, devem surgir na base de dados em 2009/2010, 2010/2011 e 2011/2012 no 10º, 11º e 12º ano, respetivamente. O segundo coorte visa seguir os alunos que no ano letivo 2007/2008 se encontravam no 9º ano de escolaridade. Caso estes estudantes não apresentem qualquer reprovação, devem surgir na base de dados em 2008/2009, 2009/2010 e 2010/2011 no 10º, 11º e 12º ano, respetivamente. Em ambos os coortes assumiu-se que os alunos podem apresentar até 3 reprovações.

Cada linha na base de dados contém informação microeconómica ao nível do aluno num determinado ano letivo e ano de ensino. Por conseguinte, a variável relativa ao identificador anonimizado do aluno foi tratada de forma a eliminar os caracteres desconhecidos e possibilitar a identificação do mesmo estudante em diferentes anos letivos.

Para além disso, os dados da MISI permitem-nos obter as classificações internas nas diversas disciplinas e nos vários momentos de avaliação. Neste caso, optou-se por considerar apenas o 4º momento de avaliação (final do ano letivo) e a classificação obtida no 3º Período como sendo a nota interna do aluno<sup>21</sup>. Adicionalmente, considerou-se apenas as notas internas de Matemática<sup>22</sup> e Português<sup>23</sup>. Para cada uma das disciplinas, foram mantidos apenas os alunos que possuem todas as notas internas (do 9º até ao 12º ano de escolaridade).

A ligação entre as classificações internas e as restantes variáveis da MISI foi especialmente complexa, uma vez que a base de dados original relativa às notas dos alunos era extremamente grande. Assim, os dados das classificações foram organizados em 73 ficheiros para acelerar o processo computacional.

Relativamente aos dados dos exames nacionais disponibilizados pelo JNE, estes encontram-se divididos em Exames Nacionais do Ensino Básico (ENEB) e Exames

---

<sup>21</sup> As classificações 3º Período são obtidas quando a variável “tipo\_avaliação” é igual a 2 entre 2007/2008 e 2010/2011. Em 2011/2012, o 3º Período corresponde ao “tipo\_avaliação” 3. Em 2011/2012 a MISI passa a incorporar as notas dos Exames Nacionais.

<sup>22</sup> Os códigos de Matemática utilizados foram: 46104 (Matemática) e 46105 (Matemática A). Ou seja, foram excluídas as disciplinas de Matemática Aplicada, Matemática e Estatística e Matemática para a Vida.

<sup>23</sup> Os códigos de Português utilizados foram: 22303 (Língua Portuguesa), 22306 (Português), 22307 (Português A) e 22308 (Português B). Ou seja, foi excluído o Português Língua Não Materna.

Nacionais do Ensino Secundário (ENES). Tal como na MISI, foram consideradas apenas as notas de Matemática<sup>24</sup> e Português<sup>25</sup> do 9º e do 12º ano. Para além disso, foram mantidos apenas os alunos de Ciências e Tecnologias. Caso o aluno tenha realizado mais do que uma fase, foi considerada a melhor nota de exame.

Para cada uma das disciplinas, foram considerados apenas os alunos que realizaram tanto o exame de 9º como de 12º ano. Assim, e tendo em consideração os dois coortes utilizados, a base de dados restringe-se apenas aos seguintes casos:

1. Se o aluno realiza o exame nacional de 12º ano em 2011/2012 (1º coorte) ou em 2010/2011 (2º coorte), estará no 11º ano em 2010/2011 ou anteriormente, no 10º ano em 2009/2010 ou anteriormente e realiza o exame nacional de 9º ano em 2008/2009 ou 2007/2008.
2. Se o aluno realiza o exame nacional de 9º ano em 2008/2009 (1º coorte) ou em 2007/2008 (2º coorte), estará no 10º ano em 2008/2009 ou posteriormente, no 11º ano em 2009/2010 ou posteriormente e realiza o exame nacional de 12º ano em 2010/2011 ou em 2011/2012.

Combinando as duas restrições, um aluno, para possuir tanto o exame de 9º como o de 12º ano, terá de frequentar o 9º ano em 2007/2008 ou 2008/2009, o 10º ano em 2008/2009 ou 2009/2010, o 11º ano em 2009/2010 ou 2010/2011 e o 12º ano em 2010/2011 ou 2011/2012.

Combinando os dados tratados da MISI com o ENEB e o ENES criou-se o painel para a disciplina de Matemática e para a disciplina de Português, sendo o identificador anónimo do aluno a variável painel (*panelvar*) e o ano letivo a variável temporal (*timevar*).

---

<sup>24</sup> Os códigos do ENEB para Matemática são o 23 até 2011 e o 92 posteriormente. No ENES, o código para o exame de Matemática/Matemática A é o 635.

<sup>25</sup> Os códigos do ENEB para Língua Portuguesa são o 22 até 2011 e o 91 posteriormente. No ENES, o código para o exame de Português é o 639.

## B. ESTATÍSTICA DESCRITIVA ADICIONAL

**Tabela B.1:** Alunos matriculados por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental.

	2007/8	2008/9	2009/10	2010/11	2011/12	2012/13	2013/14	2014/15	2015/16	2016/17
9º	88150	84113	83249	84008	86416	89280	90285	89350	83741	84634
10º	59439	65560*	64556*	60759	60540	61149	60866	62097	62958	63287
11º	51145	55713*	57906*	52694	53059	54656	54411	54529	55378	54360
12º	48589	53345*	53901*	51699	52232	50932	51594	52105	52196	54763

Notas: O ensino secundário corresponde aos cursos científico-humanísticos. O símbolo \* identifica os valores que incluem tanto o ensino público, como o privado dependente do estado. Os restantes valores incluem apenas o ensino público.

Fonte: DGEEC.

**Tabela B.2:** Mulheres matriculadas por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental.

	2007/8	2008/9	2009/10	2010/11	2011/12	2012/13	2013/14	2014/15	2015/16	2016/17
9º	46056	42961	42624	43159	44209	45189	45598	45277	42263	42323
10º	32985	36504*	35352*	33544	33451	33578	33363	33878	38473	34073
11º	29307	31833*	32988*	29721	29915	30797	30408	30463	35101	30422
12º	28538	30654*	30709*	29443	29333	28530	28957	28994	33094	30381

Notas: O ensino secundário corresponde aos cursos científico-humanísticos. O símbolo \* identifica os valores que incluem tanto o ensino público, como o privado dependente do estado. Os restantes valores incluem apenas o ensino público.

Fonte: DGEEC.

**Tabela B.3:** Mulheres matriculadas por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental (em percentagem).

	2007/8	2008/9	2009/10	2010/11	2011/12	2012/13	2013/14	2014/15	2015/16	2016/17
9º	52,2	51,1	51,2	51,4	51,2	50,6	50,5	50,7	50,5	50,0
10º	55,5	55,7*	54,8*	55,2	55,3	54,9	54,8	54,6	61,1	53,8
11º	57,3	57,1*	57,0*	56,4	56,4	56,3	55,9	55,9	63,4	56,0
12º	58,7	57,5*	57,0*	57,0	56,2	56,0	56,1	55,6	63,4	55,5

Notas: O ensino secundário corresponde aos cursos científico-humanísticos. O símbolo \* identifica os valores que incluem tanto o ensino público, como o privado dependente do estado. Os restantes valores incluem apenas o ensino público.

Fonte: Cálculos próprios com base na DGEEC.

**Tabela B.4:** Alunos que transitaram/concluíram por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental

	2007/8	2008/9	2009/10	2010/11	2011/12	2012/13	2013/14	2014/15	2015/16	2016/17
9º	75658	79154	78157	71755	70969	72500	75599	79122	75644	78315
10º	48643	56658*	52183*	49421	49528	50533	50178	52162	51747	52264
11º	44702	51347*	50573*	45328	44892	46291	47034	48299	50415	49416
12º	31680	37652*	35301*	31629	32879	31609	32446	35339	35455	38490

Notas: O ensino secundário corresponde aos cursos científico-humanísticos. O símbolo \* identifica os valores que incluem tanto o ensino público, como o privado dependente do estado. Os restantes valores incluem apenas o ensino público.

Fonte: DGEEC.

**Tabela B.5:** Taxas de reprovação por ano letivo e ano de escolaridade no ensino regular nas escolas públicas de Portugal Continental (em percentagem).

	2007/8	2008/9	2009/10	2010/11	2011/12	2012/13	2013/14	2014/15	2015/16	2016/17
9º	14,2	5,9	6,1	14,6	17,9	18,8	16,3	11,4	9,7	7,5
10º	18,2	13,6*	19,2*	18,7	18,2	17,4	17,6	16,0	17,8	17,4
11º	12,6	7,8*	12,7*	14,0	15,4	15,3	13,6	11,4	9,0	9,1
12º	34,8	29,4*	34,5*	38,8	37,1	37,9	37,1	32,2	32,1	29,7

Notas: O ensino secundário corresponde aos cursos científico-humanísticos. O símbolo \* identifica os valores que incluem tanto o ensino público, como o privado dependente do estado. Os restantes valores incluem apenas o ensino público.

Fonte: Cálculos próprios com base na DGEEC.

**Tabela B.6:** Notas médias nos exames nacionais de Português e Matemática do 9º e do 12º ano.

		2007/2008		2008/2009		2009/2010		2010/2011		2011/2012	
		1ª	2ª								
		Fase	Fase								
Português	9º	62		56		56		51		53	
	12º	97	114	111	89	101	92	89	92	95	99
Matemática	9º	54		57		50		43		53	
	12º	125	89	100	88	108	84	92	80	87	83
		2012/2013		2013/2014		2014/2015		2015/2016		2016/2017	
		1ª	2ª								
		Fase	Fase								
Português	9º	47		55		58		57		58	
	12º	89	89	107	89	102	89	100	97	104	95
Matemática	9º	43		51		48		47		53	
	12º	82	84	78	81	105	84	96	89	101	91

Notas: As notas nos exames nacionais de 9º ano variam entre 0 e 100. A partir de 50 (inclusive) a classificação é positiva. As notas nos exames nacionais de 12º ano variam entre 0 e 200. Acima de 100 a classificação é positiva.

Fonte: DGEEC.