

Eficiência escolar no estado de São Paulo: fatores interescolares e desempenho em matemática

School efficiency in the state of São Paulo: interscholastic factors and performance in mathematics

Érika Capelato¹
Ana Elisa Périco²

Resumo

O objetivo deste artigo é classificar dezesseis regiões do estado de São Paulo quanto à eficiência escolar. Para tanto, foi aplicada a metodologia de Análise Envoltória de Dados, relacionando o desempenho médio em matemática no SARESP com variáveis interescolares. Os resultados indicaram que as variáveis que melhor explicam o desempenho em matemática foram a adequação da formação docente, a quantidade de alunos por turma, o esforço docente e o nível socioeconômico. No entanto, foi possível observar que a margem de contribuição dessas variáveis é distinta entre as regiões, demonstrando que elas possuem diferentes poderes de conversão dos recursos em desempenho em matemática. Além disso, identificamos que a região de Itapeva foi a mais eficiente e a região de São Paulo, a menos eficiente.

Palavras-chave: Desempenho em matemática; fatores interescolares; Análise Envoltória de Dados; SARESP.

Abstract

The aim of this paper is to classify sixteen regions of the state of São Paulo in terms of school efficiency. The Data Envelopment Analysis methodology was applied, relating the average performance in mathematics at SARESP with interscholastic variables. The results have indicated that the variables that best explain the performance in mathematics were adequacy of teacher training, number of students per class, teaching effort and socioeconomic level. However, it was possible to observe that the contribution margin of these variables is different among regions, demonstrating that they have different power to convert resources into performance in mathematics. We also identified that the region of Itapeva was the most efficient, and the region of São Paulo, the least efficient.

Keywords: Mathematics performance; interscholastic factors; Data Envelopment Analysis; SARESP.

¹ Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (UNESP) | erika.capelato@unesp.br

² Universidade Estadual Paulista "Júlio de Mesquita Filho" (UNESP) | ana.perico@unesp.br

Introdução

O conceito de eficiência está intimamente relacionado à otimização de resultados, levando-se em consideração determinada quantidade de insumos utilizados. Portanto, é necessário, sempre, avaliar a produtividade dos fatores, de forma a identificar se os resultados obtidos estão em níveis satisfatórios ou não e, mais do que isso, identificar aspectos que podem ser aprimorados. Tudo isso é válido, também, quando falamos de eficiência escolar. As grandes questões são: como avaliar a eficiência escolar? Quais “recursos” são necessários e quais resultados podem ser obtidos? A literatura corrobora uma série de fatores que influenciam no processo de aprendizagem dos alunos, como poderá ser visto mais adiante. De antemão, é consenso que a formação docente, os processos de ensino (que muitas vezes perpassam a questão do envolvimento do docente com uma quantidade menor de turmas e escolas, entre outras questões), a quantidade de alunos por turma e fatores socioeconômicos se mostram relevantes no processo de aprendizagem e, conseqüentemente, no desempenho dos alunos.

O desempenho do estudante, entendido como um resultado, para além de trazer dados sobre a sua performance, permite que sejam analisados, ainda que de forma indireta e nem sempre adequada, como os recursos estão sendo utilizados e quais fatores são mais determinantes. Nesse sentido, os resultados obtidos nas avaliações institucionais podem ser entendidos como produtos, como o que deve ser otimizado, levando-se em consideração que esses resultados podem representar um processo de ensino-aprendizagem mais efetivo, ou não.

Segundo Castro (2009), o sistema de avaliação educacional de larga escala brasileiro é um dos mais abrangentes e eficientes do mundo, englobando diferentes programas em todos os níveis e modalidades de ensino, indicando assim, a progressiva institucionalização da avaliação como mecanismo de formulação e monitoramento de políticas públicas educacionais.

Por um lado, os resultados das avaliações educacionais de larga escala podem ser utilizados, também, para quantificar a relação entre o nível educacional e variáveis econômicas e sociais. Nesta linha, diversos estudos mostraram que o capital humano, dimensionado pelo nível de educação, surge como alternativa para redução das disparidades econômicas (RESENDE, WYLLIE, 2006; BARBOSA FILHO, PESSÔA, 2008; VIANA, 2010). Por outro lado, seus resultados têm potencial para serem utilizados nas funções de produção educacional, cujo objetivo é identificar os insumos capazes de contribuir para melhores resultados educacionais, focando assim, na qualidade da educação (HANUSHEK, WOESSMANN, 2008; MORICONI, 2012).

Ferrão e Fernandes (2003) dizem que o desempenho escolar dos alunos depende de uma teia complexa de fatores, envolvendo as características sociais, econômicas e culturais de suas famílias, as habilidades dos alunos, além de fatores escolares. No campo das pesquisas educacionais, Soares e Andrade (2006) defendem que as melhores análises devem incorporar todos estes fatores.

Os anos 50 e 60 foram marcados por forte pessimismo pedagógico com pesquisas empíricas realizadas nos Estados Unidos, Inglaterra e França, as quais mostraram que os fatores extraescolares, especificamente, as características socioeconômicas e culturais dos alunos explicam o seu acesso à educação e o seu desempenho e que a escola teria pouco impacto neste processo (SOARES, 2004).

As críticas a estes resultados surgiram nos anos 80 com uma nova linha de pesquisa que tem em sua metodologia a possibilidade de, segundo Soares (2004, p.84) “identificar fatores que tornam umas escolas melhores que as outras mesmo com dados de escolas cujos estudantes diferem quanto à origem social, a etnia e o nível de proficiência anterior”. Estas linhas são conhecidas por duas nomenclaturas, Pesquisa de Eficácia Escolar e Pesquisa de Efeito Escola.

Desde então, a literatura sobre o efeito escola vem crescendo e, segundo Murillo (2016), com o objetivo de se obter um modelo abrangente que seja capaz de explicar a realidade, guiar pesquisas futuras e fornecer diretrizes para a ação de gestores e professores. Segundo Alves e Soares (2007), as pesquisas sobre o efeito escola no Brasil começaram a ser desenvolvidas em meados de 1990 quando o Instituto Nacional de Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) passou a disponibilizar dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB). Este texto não pretende sintetizar a literatura nesta área, o interessado pode consultar Soares (2004) e as referências que o autor indica.

Este texto tem como objetivo central classificar as quinze regiões administrativas, além da região metropolitana de São Paulo, quanto à eficiência escolar considerando apenas o desempenho escolar em Matemática dos alunos da 3ª série do Ensino Médio no Sistema de Avaliação do Rendimento Escolar do Estado de São Paulo (SARESP) e fatores interescolares. A metodologia que utilizaremos é a Análise Envoltória de Dados (DEA), uma técnica não paramétrica que permite medir o desempenho de determinadas unidades operacionais. Este método vem sendo utilizado na avaliação da eficiência de unidades educacionais desde a sua origem, a qual está associada aos trabalhos de Charnes, Cooper e Rhodes (1978).

Na literatura nacional, o método é utilizado, com particular atenção, à avaliação de eficiência dos gastos públicos com educação básica (ALMEIDA, AGUIAR, 2017; BEGNINI, TOSTA, 2017; DANTAS, DA SILVA, 2019; SALGADO, NOVI, FERREIRA, 2016; SILVA ET AL, 2015). Estes trabalhos utilizam variáveis como gasto público por aluno, quantidade de matrículas, taxa média de distorção aluno-série, número de estabelecimentos de ensino, formação docente, Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB), proficiência média no Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) ou na Prova Brasil, entre outras. Recentemente, Alves et al. (2020) publicaram resultados de uma pesquisa que realizaram com todos os estados brasileiros que indica que os resultados educacionais do IDEB não acompanharam o crescimento do gasto público no ensino médio. Esta pesquisa mostra ainda que, apesar do estado de São Paulo sair do 6º para o 4º lugar na classificação do IDEB do ensino médio entre os anos de 2007 e 2017, ele ocupa a 25ª posição no *ranking* de eficiência do ensino médio, ficando à frente apenas do Rio Grande do Norte e da Bahia.

O presente estudo, portanto, avança na tentativa de analisar a eficiência escolar das regiões paulistas considerando, apenas, fatores interescolares. A eficiência neste trabalho é tratada do ponto de vista da otimização entre o desempenho médio em Matemática dos alunos da 3ª série do Ensino Médio no SARESP e os fatores interescolares. A escolha intencional por utilizar dados por regiões administrativas, é pela inexistência na literatura, até onde conhecemos, de trabalhos com este escopo, indicando assim, uma outra possibilidade para discussões de políticas educacionais regionais.

Especificações metodológicas

O desempenho escolar do aluno é resultante de uma complexa interação de fatores que atuam simultaneamente em diversos níveis de inserção social (Barbosa e Fernandes, 2001). Quando consideramos o desempenho educacional, mas filtramos fatores atribuíveis às características individuais dos alunos e à composição do corpo discente da escola, podemos identificar se a escola é eficaz (FRANCO et al., 2007).

Podemos encontrar, na literatura pertinente, algumas variáveis interescolares que estão relacionadas ao desempenho escolar. Por exemplo, verificamos no trabalho de Soares (2004) que todos os fatores associados à formação do professor são significativos ao desempenho dos alunos. O mesmo acontece no trabalho de Alves et al. (2020), que identificam que docentes com formação em ensino superior aumentam a eficiência dos gastos em educação em todos os estados brasileiros. Ainda quanto à qualificação docente, podemos citar trabalhos da literatura internacional como Jacob et al. (2018) e Cowan e Goldhaber (2016). Neste último, os autores identificaram que a formação docente contribuiu para aumentar o desempenho escolar, principalmente quando são considerados alunos do ensino médio e a disciplina de matemática.

Quando consideramos o nível socioeconômico médio dos alunos que estudam na mesma escola, podemos encontrar diferentes resultados na literatura. No trabalho de Soares e Andrade (2006), os autores observaram que algumas escolas conseguem manter o desempenho mesmo quando os alunos são socioeconomicamente desfavorecidos e outras, com alunos de maior nível socioeconômico, são de baixa qualidade. Já no trabalho de Rodrigues, Rios-Neto e Pinto (2011), os autores observaram que o nível socioeconômico é o principal componente para explicar o desempenho médio das escolas e que a redução do nível socioeconômico médio escolar também reduz o desempenho médio escolar. Resultado similar é observado em Franco et al. (2007), onde os autores mostram que um aumento de um ponto no Nível Socioeconômico médio dos alunos está associado, em média, a um aumento de 15 pontos no rendimento dos alunos; e, também, no trabalho de Brito Júnior et al. (2022) que atesta que grupos socioeconômicos superiores apresentam índices de proficiência em matemática maiores que os grupos socioeconômicos inferiores.

No que se refere ao fator quantidade de alunos por turma, Camargo (2012) explica que na abordagem construtivista, classes menores são mais eficientes, pois possibilitam maior participação dos alunos em aula e mais interações. Neste sentido, temos os trabalhos de Alves et al. (2020), Glass e Smith (1979), Mosteller, (1995) e Travitzki e Cassio (2017). Na literatura internacional, o trabalho de Jepsen e Rivkin (2009) mostra que, embora aumente o desempenho em matemática e em leitura para turmas pequenas, o aumento na proporção de professores sem experiência e sem certificação completa diminuiu os benefícios de turmas menores, especificamente em escolas com muitos alunos economicamente desfavorecidos.

Os fatores que estão relacionados ao esforço docente foram considerados no trabalho de Meneses Filho et al. (2009) e os resultados mostraram que, quanto maior a porcentagem de professores com vínculo empregatício estável na escola, melhor o desempenho dos alunos. Já o trabalho de Américo e Lacruz (2017) mostra que o índice de regularidade docente tem potencial para impactar positivamente o desempenho dos alunos.

Ancorados na literatura que contribui com estudos empíricos sobre o efeito de fatores interescolares no desempenho escolar, apresentamos, no Quadro 1, os fatores que foram considerados neste trabalho. As bases de dados foram obtidas de duas fontes, a Secretaria de Educação do Estado de São Paulo (SEE) e o INEP e os valores referem-se ao ano de 2018.

Quadro 1: Caracterização das variáveis

Sigla	Variável	Tipo	Descrição	Valor	Fonte
INSEE	Indicador de Nível Socioeconômico da Escola	input	O Nível socioeconômico da escola é a média do indicador de nível socioeconômico de seus alunos, o qual considera a escolaridade dos pais, a posse de bens de consumo duráveis na residência e a renda familiar	O indicador ajustado para esta pesquisa varia de 0 a 10, onde 0 é o nível socioeconômico mais alto e 10 o mais baixo	SEE
APT	Número médio de alunos por turma	input	Razão entre o número de matrículas e o número de turmas	O valor médio observado varia de 8 a 42 alunos	INEP
ED	Indicador de Esforço docente	input	Esforço docente é a classificação do docente de acordo com o número de alunos que possui, turnos, etapas e escolas que leciona. Ele é desagregado em seis níveis	O indicador ajustado para esta pesquisa varia de 0 a 10, onde 10 representa as condições mais favoráveis ao trabalho docente e 0 a menos favorável	INEP
AFD	Indicador de Adequação na formação docente	input	Adequação docente é a classificação dos docentes em relação às disciplinas que ministram	O indicador ajustado para esta pesquisa varia de 0 a 10, onde 10 representa a formação adequada e 0 a menos adequada	INEP
PM	Proficiência média em matemática	output	Razão entre a soma da proficiência em matemática na avaliação do SARESP pelos alunos da 3ª série do Ensino Médio e o número de alunos	A proficiência média observada varia entre 275 e 295	SEE

Fonte: elaboração própria

Do Quadro 1, observamos que a PM é obtida através da base de dados do SARESP. Atualmente, o SARESP avalia os conhecimentos em Língua Portuguesa, Matemática, Ciências Humanas, Ciências da Natureza e redação dos alunos do 3º, 5º, 7º e 9º anos do Ensino Fundamental e da 3ª série do Ensino Médio.

A justificativa para analisar o desempenho em Matemática pode ser explicada com o mesmo argumento dos autores Franco et al. (2007), que relacionaram a escolha com “o caráter tipicamente escolar do conhecimento matemático, em comparação com o conhecimento da língua nativa, que, necessariamente é desenvolvido nos diversos ambientes frequentados pelos jovens” (FRANCO et al., 2007, p.285).

Na avaliação de Matemática do SARESP, os estudantes fazem um teste de múltipla escolha e uma medida de proficiência, baseada na Teoria de Resposta ao Item, é atribuída a cada um dos alunos. Nos dados individualizados de alunos que realizaram o SARESP, é possível identificar, dentre outras coisas, a proficiência obtida, o ano escolar, o tipo de escola e o município paulista onde está localizada a escola.

Para os propósitos desta pesquisa, selecionamos os alunos da 3ª série do Ensino Médio das escolas públicas, com suas respectivas proficiências em Matemática. Estes foram

agrupados em escolas, as escolas em municípios e os municípios em cada uma das regiões paulistas.

Segundo a Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados (Fundação SEADE), os 645 municípios do estado de São Paulo estão agrupados, ou na Região Metropolitana (RM) de São Paulo ou em uma das seguintes Regiões Administrativas (RAs): RA de Araçatuba; RA de Barretos; RA de Bauru; RA de Campinas; RA Central; RA de Franca; RA de Itapeva; RA de Marília; RA de Presidente Prudente; RA de Registro; RA de Ribeirão Preto; RA de Santos; RA de São José dos Campos; RA de São José do Rio Preto, RA de Sorocaba e RM de São Paulo (Figura 1). Sendo assim, essas foram as regiões paulistas analisadas nessa pesquisa.

Tanto a SEE, quanto o INEP, disponibilizam os dados das variáveis escolhidas para o modelo, de acordo com os municípios. Assim, após organizar os municípios de acordo com as regiões paulistas, o valor das variáveis APT e PM foram obtidos de forma direta para cada região paulista. No entanto, isso não ocorreu com ED, AFD e INSEE.

Figura 1 – Divisão regional do estado de São Paulo



Fonte: elaboração própria com base nas informações do Seade

Para o ED são apresentados o percentual de docente em cada um dos seguintes níveis: (N₁) docente que tem até 25 alunos e atua em um único turno, escola e etapa; (N₂) docente que tem entre 25 e 150 alunos e atua em um único turno, escola e etapa; (N₃) docente que tem entre 25 e 300 alunos e atua em um ou dois turnos em uma única escola e etapa; (N₄) docente que tem entre 50 e 400 alunos e atua em dois turnos, em uma ou duas escolas e em duas etapas; (N₅) docente que tem mais de 300 alunos e atua nos três turnos, em duas ou três escolas e em duas ou três etapas; (N₆) docente que tem mais de 400 alunos e atua nos três turnos, em duas ou três escolas e em duas ou três etapas.

De forma similar, para a AFD são apresentados o percentual de docente em cada um dos cinco grupos: (G₁) docentes com formação superior de licenciatura na mesma disciplina que leciona, ou bacharelado na mesma disciplina com curso de complementação pedagógica concluído; (G₂) docentes com formação superior de bacharelado na disciplina correspondente, mas sem licenciatura ou complementação pedagógica; (G₃) docentes com licenciatura em área diferente daquela que leciona, ou com bacharelado nas disciplinas da base curricular comum e complementação pedagógica concluída em área diferente daquela que leciona; (G₄) docentes com outra formação superior não consideradas nas categorias anteriores; (G₅) docentes que não possuem curso superior.

Finalmente, sendo o INSEE um valor entre 0 e 10, seguimos a mesma forma de apresentação das duas últimas variáveis e construímos dez classes (C_1 a C_{10}), onde a primeira classe (C_1) contém o percentual de escolas com valor entre 0 e 1, a segunda classe (C_2) contém o percentual de escolas cujo valor está entre 1 e 2, seguindo assim para as oito demais classes.

Para construirmos um indicador para estas variáveis tomamos, como modelo, o índice de rendimento escolar proposto por Soares (2009). Em seu trabalho o autor constrói um indicador que mede a qualidade da educação no estado de São Paulo. Este indicador, chamado Índice de Desenvolvimento da Educação de São Paulo (IDESP), é calculado fazendo o produto entre o índice de fluxo e o índice de rendimento escolar. O índice de fluxo é a média harmônica entre as taxas de aprovação em cada série. Já o índice de rendimento escolar é calculado usando a porcentagem de alunos que se encontra nos diferentes níveis de proficiência. De acordo com classificação feita comparativamente com os países da OCDE, os alunos são classificados nos seguintes níveis de proficiência: abaixo do básico, básico, adequado e avançado.

Desta forma, Soares (2009, p. 37) propõe para o cálculo do índice de rendimento escolar, a seguinte equação:

$$\text{Índice de rendimento escolar} = (1 - (\text{Defasagem}/3)) * 10 \quad (\text{Equação 1})$$

Sendo,

$$\text{Defasagem} = (0 * Av + 1 * Ad + 2 * B + 3 * Ab)/100 \quad (\text{Equação 2})$$

Onde,

Ab, B, Ad e Av representam o percentual de alunos no nível de proficiência abaixo do básico, básico, adequado e avançado, respectivamente.

Podemos observar que na Equação 2 o melhor nível é multiplicado pelo peso zero; além disso, o último peso, aquele que multiplica o pior nível da variável, é o valor que irá aparecer no denominador da Equação 1. No contexto das variáveis ED e AFD foram considerados os percentuais de docentes do Ensino Médio em cada um dos níveis. Para estas variáveis e para a variável INSEE, as Equações 1 e 2 foram adaptadas, possibilitando construir um indicador para cada região paulista, onde os maiores valores representam situações mais favoráveis, e os menores valores representam situações mais precárias. Os valores que obtivemos para estas e as demais variáveis são apresentados na Tabela 1, a partir das fontes indicadas no Quadro 1.

Tabela 1: Dados das regiões analisadas para o ano de 2018

Regiões	PM	APT	AFD	ED	INSEE
Araçatuba	292,01	24,10	8,06	4,03	4,52
Barretos	291,45	29,03	8,15	4,22	4,75
Bauru	284,85	25,88	8,19	3,89	4,77
Campinas	290,13	28,92	8,17	4,10	4,10
Central	290,53	26,10	8,24	4,19	4,54
Franca	286,90	30,07	8,27	4,02	5,27
Itapeva	293,40	24,70	7,74	3,73	4,20
Marília	286,82	26,31	8,00	3,90	5,00
Presidente Prudente	287,65	22,77	8,00	3,90	4,80
Registro	286,64	28,61	7,84	3,87	3,08

Ribeirão Preto	287,08	28,15	8,41	4,01	5,38
Santos	281,82	30,90	7,90	4,00	5,52
São José dos Campos	288,94	26,95	8,16	4,16	5,12
São José do Rio Preto	295,93	25,55	8,22	4,02	5,47
São Paulo	275,87	31,78	8,27	4,17	5,68
Sorocaba	285,76	28,86	8,15	4,03	5,31
Média	287,86	27,42	8,11	4,01	4,84

Análise Envoltória de Dados (DEA)

Conforme já mencionado, a técnica utilizada para atender ao objetivo dessa pesquisa é a Análise Envoltória de Dados (DEA). Para prosseguir a análise, algumas especificações devem ser realizadas, como a validação das variáveis e a definição do modelo.

Na literatura especializada em DEA, há menção de alguns métodos disponíveis para a validação de variáveis e dos modelos de eficiência propostos. Para fins desta pesquisa, a Análise de Componentes Principais aplicada à DEA (PCA-DEA) foi utilizada. Tal técnica é considerada robusta pela comunidade acadêmica. O método PCA-DEA é amplamente utilizado em pesquisas internacionais e, na comparação com outros métodos, apresenta resultados robustos e precisos (ADLER; YAZHEMSKY, 2010).

Na PCA-DEA alguns pontos são relevantes no sentido de definir pela permanência ou não de variáveis nos modelos propostos, sendo eles: as comunalidades, a matriz de correlação anti-imagem e os autovalores.

As comunalidades indicam a proporção da variância explicada pelas componentes principais. Existem tantas comunalidades quantas são as variáveis do modelo proposto e os valores podem variar entre 0 e 1. Sendo 0 quando os fatores não explicam nenhuma variância da variável de resultado e 1 quando a explicam a sua totalidade. Valores abaixo de 0,5 sugerem a exclusão da variável. A matriz de correlação anti-imagem indica a adequação de cada variável para ser usada na PCA-DEA. Em casos de se detectarem valores pequenos na diagonal ($r < 0,4$), deve considerar-se a eliminação da variável. E, por fim, os autovalores apontam o percentual acumulado da variância que os fatores são capazes de explicar.

Modelo a ser utilizado

Para definir o modelo que representa melhor a tecnologia de produção, há necessidade de fazer algumas opções em relação à sua orientação e quanto ao tipo de retorno de escala.

No caso específico deste trabalho, considerou-se desfavorável a utilização do modelo com orientação para o *input*. A meta foi aumentar o *output* (proficiência em matemática), a partir dos níveis de *inputs* observados (APT, AFD, ED e INSEE). Com isso, a escolha se deu pelo modelo DEA com orientação ao *output*.

Em relação ao modelo selecionado, CCR (retorno constante de escala) ou BCC (retorno variável de escala), é importante que sejam calculados os escores de eficiência em ambos os modelos. Banker et al. (1996) sugerem a realização do teste de Kolmogorov-Smirnov (KS) para a seleção entre os dois modelos. A estatística deste teste é dada pela Equação 3:

$$TSM = \max\{F(\theta_{DEA\ CCR}), F(\theta_{DEA\ BCC})\} \quad (\text{Equação 3})$$

Em que $F(\theta_{DEA\ CCR})$ e $F(\theta_{DEA\ BCC})$ são as distribuições de ineficiência acumuladas dos modelos DEA-CCR e DEA-BCC. No procedimento do teste, a estatística TSM é comparada com o valor crítico de D obtido. Se, $T_{SM} < D$ crítico, aceita-se H_0 ; se, $T_{SM} > D$ Crítico, rejeita-se H_0 e aceita-se H_1 . Onde H_0 determina a aceitação do modelo CCR e H_1 indica a aceitação do modelo BCC.

O teste KS foi aplicado aos dados iniciais e o modelo CCR selecionado como o mais adequado. Tal procedimento está detalhado na próxima seção. O modelo proposto, CCR com orientação para o *output* (CHARNES et al., 1978) é apresentado a seguir (Equação 4):

$$\text{Maximizar } h_0 = \sum_{r=1}^m v_r x_{ro} \quad (\text{Equação 4})$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^n u_i y_{io} = 1 \quad (\text{Equação 4.1})$$

$$\sum_{r=1}^m u_i y_{rj} \leq \sum_{i=1}^n v_i x_{ij} \quad j = 1, \dots, o, \dots, N \quad (\text{Equação 4.2})$$

$$u_r, v_i \geq 0 \quad r = 1, \dots, m; \quad i = 1, \dots, n \quad (\text{Equação 4.3})$$

Considerando: $y = \text{outputs}$; $x = \text{inputs}$ / $u, v = \text{pesos}$ / $r = 1, \dots, m$; $i = 1, \dots, n$; $j = 1, \dots, N$.

Resultados e discussões

A Análise dos Componentes Principais, aplicada à DEA, foi o método utilizado para validar o modelo teórico proposto. O *software* SPSS foi utilizado para essa finalidade. O modelo proposto com as variáveis do Quadro 1 foi submetido à análise das comunalidades, correlação anti-imagem, e explicação total das variâncias, como forma de avaliar a sua validade para analisar a eficiência das regiões paulistas.

Tal modelo, quando submetido à análise dos componentes principais, teve resultados que foram considerados satisfatórios.

Em relação às comunalidades, conforme a Tabela 2, todas as variáveis podem ser mantidas, uma vez que valores acima de 0,5 indicam que os fatores têm poder explicativo sobre a variância da variável de resultado.

Tabela 2: Comunalidades

Variável	Extração	Variável	Extração
INSEE	0,527	ED	0,718
APT	0,774	PM	0,865
AFD	0,838		

Fonte: resultados da pesquisa

A matriz de correlação anti-imagem indica a adequação de cada variável para ser usada na PCA-DEA. Os valores na diagonal (Tabela 3) sugerem a permanência das variáveis.

Tabela 3: Matriz correlação anti-imagem

	PM	APT	AFD	ED	INSEE
PM	0,595	0,638	-0,020	-0,244	0,286
APT	0,638	0,548	0,068	-0,426	0,054
AFD	-0,020	0,068	0,612	-0,565	-0,437
ED	-0,244	-0,426	-0,565	0,574	-0,005
INSEE	0,286	0,054	-0,437	-0,005	0,689

Fonte: resultados da pesquisa

Na Tabela 4 são apresentados os autovalores, o percentual da variância que os fatores são capazes de explicar e o percentual acumulado dessa variância. De forma geral, o modelo teve dois componentes maiores que 1, explicando 74,4% da variabilidade total.

Tabela 4: Variância total explicada (autovalores)

Comp.	Valores próprios iniciais			Somadas de extração de carregamentos ao quadrado		
	Total	% de variância	% cumulativa	Total	% de variância	% cumulativa
1	2,503	50,065	50,065	2,503	50,065	50,065
2	1,219	24,382	74,447	1,219	24,382	74,447
3	0,729	14,578	89,025			
4	0,312	6,234	95,259			
5	0,237	4,741	100,000			

Fonte: resultados da pesquisa

A partir desses resultados, o modelo foi considerado validado.

Para este modelo foi realizado o teste de escala (KS) para o qual utilizamos o *software* Microsoft Excel. A partir dos dados de todas as variáveis e o valor da estatística (0,1120) comparado com o valor crítico ($n=16$, $\alpha=5\%$; $d_{crítico} = 0,3273$), foi possível aceitar a hipótese de retornos constantes de escala, garantindo a utilização da Equação 4 para realizar a Análise Envoltória de Dados e, assim, calcular a eficiência das regiões paulista. Ao aplicar o DEA aos dados das regiões paulistas obtivemos os resultados de eficiência apresentados pela Tabela 5.

Tabela 5: Eficiência das regiões paulistas para o ano de 2018

Regiões	%	Regiões	%	Regiões	%
Itapeva	100,00%	Campinas	89,88%	Bauru	86,76%
Presidente Prudente	97,11%	Santos	88,33%	Franca	85,73%
Registro	95,74%	Barretos	87,99%	Ribeirão Preto	83,30%
Araçatuba	95,73%	São José dos Campos	87,65%	São Paulo	78,57%
São José do Rio Preto	92,41%	Central	87,44%		

Marília	90,66%	Sorocaba	86,93%	
Medidas estatísticas				
Média	Máximo	Mínimo	Mediana	Desvio padrão
89,64%	100,00%	78,57%	88,16%	5,50%

Fonte: resultados da pesquisa

Importante ressaltar que as questões de diferenças de escala e porte foram consideradas no modelo DEA utilizado nesta pesquisa. Além disso, pelos resultados obtidos, foi constatado que grande parte das regiões administrativas, em 2018, operou em um regime de retornos decrescentes de escala (onde as variações nos *inputs* não resultam em variações proporcionais nos resultados).

Observamos, da Tabela 5, que a média geral de eficiência das regiões paulistas foi de 89,64%, com desvio-padrão de 5,50%. Além disso, metade das regiões possui eficiência acima de 88,16% (Itapeva, Registro, Presidente Prudente, Araçatuba, São José do Rio Preto, Marília, Campinas e Santos), enquanto as outras oito regiões tiveram indicadores de eficiência abaixo desse valor (Barretos, São José dos Campos, região Central, Sorocaba, Bauru, Franca, Ribeirão Preto e São Paulo).

A eficiência foi calculada a partir da otimização dos resultados da PM (*output*) em relação ao nível de recursos possuído pelas regiões que, neste caso, são: APT, AFD, ED e INSEE (*inputs*). Assim, não se trata de um nivelamento teórico e absoluto, onde a melhor região seria aquela que atingisse um patamar ideal de proficiência (ou simplesmente a nota máxima), tendo em consideração uma quantidade específica de recursos. Pelo contrário, trata-se de um nivelamento comparativo e nada teórico, que considera as especificidades de cada região na governança de seus recursos.

A RA de Itapeva foi a única que atingiu nível máximo de eficiência (note que não estamos falando da melhor proficiência), e isso se deu pois foi nesta região que houve melhor utilização dos recursos, comparativamente à outras regiões analisadas, para o resultado da proficiência em matemática encontrado.

O modelo utilizado para análise tem a intenção de indicar a representatividade de cada *input* para a obtenção de determinado *output*. Os pesos obtidos, resultantes também da análise envoltória de dados, representam a importância daquele recurso para alcançar o resultado obtido. Tendo em conta que se tratam de regiões com características diferentes, os pesos obtidos, para cada localidade, são distintos. Assim, na região X, determinado *input* pode ter maior representatividade do que teria na região Y.

Os pesos atribuídos são valores bastante reduzidos, pois representam o algoritmo que vai ser multiplicado por cada variável de *input*, de acordo com a Equação 4.

Na Tabela 6, apresentamos os pesos atribuídos a cada variável de *input*, calculados pela análise envoltória de dados.

Tabela 6: Pesos das variáveis de *inputs*

Regiões	APT	AFD	ED	INSEE
Araçatuba	0,00262	0,09861	0,00000	0,00000
Barretos	0,01135	0,00217	0,00000	0,02060
Bauru	0,00388	0,00000	0,18013	0,00000
Campinas	0,01158	0,00000	0,00000	0,02156
Central	0,00263	0,09911	0,00000	0,00000
Franca	0,01059	0,00000	0,02649	0,01732

Itapeva	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
Marília	0,00386	0,00000	0,17889	0,00000
Presidente Prudente	0,00000	0,13178	0,00000	0,00000
Registro	0,00555	0,00000	0,00000	0,32468
Ribeirão Preto	0,00543	0,00000	0,14624	0,00000
Santos	0,00573	0,01061	0,12351	0,00000
São José dos Campos	0,00265	0,09966	0,00000	0,00000
São José do Rio Preto	0,00259	0,09730	0,00000	0,00000
São Paulo	0,01396	0,00000	0,00000	0,00000
Sorocaba	0,00565	0,01047	0,12181	0,00000

Fonte: resultados da pesquisa

Quando os *inputs* recebem pesos nulos, significa que mudanças nos níveis daqueles recursos não resultarão efeitos nos *outputs*, mantendo-se o nível de eficiência daquela unidade. Isso significa dizer que, considerando os *inputs* utilizados nesta pesquisa (APT, AFD, ED e INSEE), se houver peso nulo para algum dos recursos, novos investimentos e ações no sentido de alterá-los, não farão aumentar a proficiência em matemática, tampouco tornarão a unidade administrativa mais eficiente. Quando a variável de *inputs* obtiver peso acima de zero significa que este recurso possui margem para ser manobrado, resultando impactos tanto em relação à proficiência, como ao indicador de eficiência.

Os dados de APT das regiões investigadas apontam certa heterogeneidade entre as localidades. As RAs de Itapeva e Presidente Prudente, primeira e segunda mais eficientes entre as regiões paulistas, possuem menor média de alunos por turma, 24 (23,77). Enquanto a RM de São Paulo, com a menor eficiência da amostra, é a que possui maior quantidade de alunos por turma, 32. Metade das regiões investigada possui menos de 28 alunos por turma, enquanto a outra metade possui mais de 28 alunos.

Para a variável APT, quase todas as regiões administrativas possuem peso atribuído a esse *input*, exceto as RAs de Presidente Prudente e Itapeva. Seguindo os pressupostos da análise envoltória de dados, essas regiões são as únicas que não devem mover esforços para alterar a quantidade de alunos por turma sob risco de que tal ação não produza resultados na proficiência em matemática, tampouco na eficiência das regiões. Importante mencionar que o peso nulo não significa que a quantidade de alunos observada nas duas regiões seja ideal, mas sim, a quantidade em que as regiões conseguiram a melhor produtividade em termos de proficiência em matemática.

As demais regiões possuem, em média, 28 alunos por turma (27,9), oscilando entre 24,1 e 31,78 alunos (Tabela 7).

Tabela 7: Variáveis e peso - APT

Regiões	APT	Peso APT	Regiões	APT	Peso APT
Araçatuba	24,1	0,00262	Registro	28,61	0,00555
Barretos	29,03	0,01135	Ribeirão Preto	28,15	0,00543
Bauru	25,88	0,00388	Santos	30,9	0,00573
Campinas	28,92	0,01158	São José dos Campos	26,95	0,00265
Central	26,1	0,00263	São José do Rio Preto	25,55	0,00259
Franca	30,07	0,01059	São Paulo	31,78	0,01396
Marília	26,31	0,00386	Sorocaba	28,86	0,00565

Fonte: resultados da pesquisa

Como essa é uma variável do tipo “quanto menor, melhor”, o peso atribuído a essa variável, para as demais RAs (Tabela 7), pode ser entendido como indicativo de que a redução na quantidade de alunos por turma resultaria em ganho na proficiência em matemática, assim como na eficiência das regiões. Tal resultado corrobora diversas pesquisas que preconizam que a menor quantidade de alunos por turma pode trazer resultados benéficos para o processo de ensino-aprendizagem e, conseqüentemente, no desempenho dos alunos (CAMARGO, 2012; CASE, DEATON, 1999; ANGRIST, LAVY, 1999; GLASS, SMITH, 1979; MOSTELLER, 1995; TRAVITZKI, CÁSSIO, 2017, entre outros).

Considerando o peso do *input* APT de todas as regiões, é possível concluir que a margem de contribuição média dessa variável é de 22,4% em relação à proficiência em matemática, ou seja, para essa amostra investigada, no ano de 2018, a quantidade de alunos por turma determinou 22,4% da proficiência em matemática obtida pelas regiões. Como é possível observar, a partir da Tabela 7, as RAs de São Paulo, Campinas, Barretos e Franca são as que possuem maior possibilidade de ganhos na nota final (e eficiência), ao reduzirem a quantidade de alunos por turma.

Em relação à AFD, ela é mensurada, neste trabalho, por meio de um índice que varia de 0 a 10, e significa o nível de adequação da formação do docente em relação às disciplinas que ministram. Logo, índices baixos indicam que não há adequação na formação do docente quanto às disciplinas que ministram, podendo resultar em impactos negativos no processo de ensino-aprendizagem e, até mesmo, gerar prejuízos para o desempenho dos alunos. Por sua vez, índices altos representam uma boa adequação entre a formação do docente e as disciplinas que ministram, podendo gerar resultados positivos no processo de ensino-aprendizagem e no desempenho dos alunos, conforme apontam Cowan e Goldhaber (2016), Soares (2004), Carmo et al. (2015) e Costa et al. (2020), entre outros.

A média da AFD das regiões investigadas aponta um valor de 8,11, sendo a maior AFD a da região de Ribeirão Preto, com valor de 8,41 e a menor, a da região de Itapeva, com valor de 7,74. A RA de Ribeirão Preto é uma das menos eficiente da amostra, enquanto a RA de Itapeva é a mais eficiente.

Para a variável AFD, metade das regiões possui peso atribuído a esse *input* (Tabela 8), que pode ser entendido como indicativo de que o aumento na adequação da formação docente resulta em ganho na proficiência em matemática, assim como na eficiência dessas regiões.

Tabela 8: Variáveis e peso - AFD

Regiões	AFD	Peso AFD	Regiões	AFD	Peso AFD
Araçatuba	8,06	0,09861	Santos	7,90	0,01061
Barretos	8,15	0,00217	São José dos Campos	8,16	0,09966
Central	8,24	0,09911	São José do Rio Preto	8,22	0,09730
Presidente Prudente	8,00	0,13178	Sorocaba	8,15	0,01047

Fonte: resultados da pesquisa

A outra metade da amostra (RAs Bauru, Campinas, Franca, Itapeva, Marília, Registro, Ribeirão Preto e São Paulo) obteve peso nulo para esse *input*, sendo um claro sinal de que, nestas localidades, o retorno de possíveis investimentos realizados na adequação da formação docente seria insatisfatório, indicando o retorno decrescente de escala neste quesito.

Tendo em conta o peso do *input* AFD de todas as regiões, é possível concluir que a margem de contribuição média dessa variável é de 39,3% em relação à proficiência em matemática, ou seja, para essa amostra investigada, no ano de 2018, a adequação da formação docente contribuiu com 39,3% da proficiência em matemática obtida pelas regiões. A margem de contribuição observada é extremamente expressiva e demonstra a importância da adequação da formação docente para o bom desempenho dos alunos.

Como é possível observar, a partir da Tabela 8, as RAs de Presidente Prudente, São José dos Campos, Central, Araçatuba e São José do Rio Preto são as que possuem maior possibilidade de ganhos na nota final (e eficiência), ao incrementarem a adequação da formação docente.

É importante notar que a análise envoltória de dados, ao reconhecer, pela distribuição dos dados, aquelas regiões que operam em retornos decrescente e constante de escala, indica, também, que mesmo unidades que possuem o mesmo nível de AFD, como Barretos e Sorocaba (8,15) têm capacidades distintas para convertê-lo em proficiência em matemática e, conseqüentemente, eficiência. Em tese, se houvesse um modelo padrão, que se encaixasse em todas as RAs, as RAs de Barretos e Sorocaba deveriam ter os mesmos pesos para a AFD e a mesma capacidade de utilizá-las na obtenção da nota de matemática. No entanto, como as condições e características das regiões são diferentes, não necessariamente o que funciona bem em uma localidade, funciona da mesma forma em outra.

No que diz respeito à variável ED, ela é medida, neste trabalho, por meio de um índice que varia de 0 a 10, e significa a classificação do docente segundo a quantidade de alunos que possui, turnos, etapas e escolas que leciona. Níveis mais altos desse indicador significam condições mais favoráveis ao processo de ensino-aprendizagem, já que, necessariamente, abarcam maior envolvimento do docente com menor quantidade de alunos e, certamente, menor quantidade de turnos e escola (MENESES FILHO et al., 2009; AMÉRICO, LACRUZ, 2017). Em contrapartida, níveis mais baixos representam situações menos favoráveis aos processos de ensino e aprendizagem, já que significam menor envolvimento do docente, que tem turmas maiores, e/ou maior quantidade de turnos, e/ou maior quantidade de escolas para lecionar.

A média do indicador de ED das regiões paulistas é de 4,01, sendo o menor valor observado para a RA de Itapeva, com 3,73, e o maior valor na RA de Barretos, alcançando o valor de 4,22. Para a variável ED, dez regiões administrativas possuem peso nulo atribuído a esse *input* (Araçatuba, Barretos, Campinas, Central, Itapeva, Presidente Prudente, Registro, São José dos Campos, São José do Rio Preto e São Paulo), indicando que possíveis investimentos realizados no *input* ED não provocariam resultados na proficiência matemática, tampouco na eficiência dessas regiões. Reforçamos a ideia que o peso nulo não significa que o nível de ED observado em tais regiões seja ideal, mas sim, o nível em que as regiões conseguiram a melhor produtividade em termos de proficiência em matemática. Se mantidas as demais variáveis e incrementado o nível de ED, nessas RAs, não haverá ganhos na proficiência, tampouco na eficiência.

As demais regiões (Bauru, Franca, Marília, Ribeirão Preto, Santos e Sorocaba) apresentaram pesos para a variável ED, o que significa que investimentos e ações no sentido de melhorar o ED podem impactar positivamente na proficiência em matemática e na eficiência dessas localidades (Tabela 9).

Tabela 9: Variáveis e peso - ED

Regiões	ED	Peso ED	Regiões	ED	Peso ED
Bauru	3,89	0,18013	Ribeirão Preto	4,01	0,14624
Franca	4,02	0,02649	Santos	4,00	0,12351
Marília	3,90	0,17889	Sorocaba	4,03	0,12181

Fonte: resultados da pesquisa

Tendo em conta o peso do *input* ED de todas as regiões, é possível concluir que a margem de contribuição média dessa variável é de 27% em relação à proficiência em matemática, ou seja, para essa amostra investigada, no ano de 2018, o esforço docente contribuiu com 27% da proficiência em matemática obtida pelas regiões, marca considerada bastante relevante.

A partir da Tabela 9, como é possível observar, as RAs Bauru e Marília são as que possuem maior possibilidade de ganhos na nota final (e eficiência), ao incrementarem o esforço docente. As RAs de Ribeirão Preto, Santos e Sorocaba também possuem boas possibilidades de incrementos.

Vale destacar os casos das RAs de Franca e Sorocaba que possuem níveis de ED muito parecidos (4,02 e 4,03, respectivamente) e, no entanto, possuem muito distintas margens de contribuição dessa variável em relação à proficiência em matemática. Conforme já mencionado, se houvesse um modelo padrão, que funcionasse igualmente em todas as RAs, Franca e Sorocaba deveriam ter praticamente os mesmos pesos para o ED e a mesma capacidade de convertê-los em proficiência em matemática, o que não se realiza na prática.

Por fim, em relação à variável INSEE, a literatura sugere que há uma correlação positiva entre o indicador de nível socioeconômico e desempenho dos alunos (GUZZO, EUZÉBIOS FILHO, 2005; DAMIANI, 2006; RODRIGUES, RIOS-NETO, PINTO, 2011; FRANCO et al., 2007; etc.).

Nesta pesquisa, se o indicador for próximo de zero, indica uma situação negativa para a escola, em termos socioeconômicos, o que pode representar um importante obstáculo para que os alunos possam melhor usufruir do processo de ensino-aprendizagem e, em última instância, proporcionar resultados piores no desempenho dos estudantes. Se o indicador estiver próximo de 10, por sua vez, representa uma situação socioeconômica positiva, que pode proporcionar melhores condições para que os alunos consigam melhor aproveitar o processo de ensino-aprendizagem, podendo alavancar o desempenho deles.

A média do INSEE das regiões paulistas analisadas é 4,84, sendo o melhor indicador o da RM de São Paulo (5,38), e o pior indicador, o da RA de Registro (3,08). Das 16 regiões investigadas, 8 possuem INSEE abaixo de 4,90, e as outras 8 regiões possuem indicadores maiores. Ao analisar a média dos valores, é possível afirmar que as escolas das regiões analisadas possuem nível socioeconômico intermediário.

Para a variável INSEE, quatro regiões administrativas possuem peso atribuído a esse *input* (Barretos, Campinas, Franca e Registro), que têm a média de INSEE de 4,30. Para essas regiões, ações no sentido de melhorar o nível socioeconômico das escolas poderiam resultar em melhorias na proficiência em matemática e na eficiência dessas regiões (Tabela 10).

Tabela 10: Variáveis e peso - INSEE

Regiões	INSEE	Peso INSEE	Regiões	INSEE	Peso INSEE
Barretos	4,75	0,02060	Franca	5,27	0,01732
Campinas	4,10	0,02156	Registro	3,08	0,32468

Fonte: resultados da pesquisa

As demais regiões possuem, em média, 5,03 de INSEE e apresentam peso nulo para esse *input*, indicando que, mantidas as demais variáveis, alterações nas condições socioeconômica das escolas investigadas não resultariam em incrementos na proficiência em matemática e, também, na eficiência das regiões.

Considerando o peso do *input* INSEE de todas as regiões, é possível concluir que a margem de contribuição média dessa variável é de 11,3% em relação à proficiência em matemática, ou seja, para essa amostra investigada, no ano de 2018, o índice socioeconômico das escolas contribuiu com cerca de 11% da proficiência em matemática obtida pelas regiões.

Como é possível observar, a partir da Tabela 10, a RA de Registro é a que possui maior possibilidade de ganhos na nota final (e eficiência), ao incrementar o INSEE, representando fielmente a realidade, já que a região de Registro é a que possui o menor índice socioeconômico da amostra e uma das mais pobres do estado de São Paulo.

Para finalizar a seção de análise dos resultados, faz-se relevante pontuar duas questões: (i) a máxima eficiência obtida pela RA de Itapeva e (ii) as variações apontadas como importantes, para as RAs, no sentido de incrementar o desempenho dos alunos.

A RA de Itapeva fica localizada em uma das áreas mais pobres do estado de São Paulo e a cidade que dá nome à região é a 370ª em IDH no estado. A região obteve o nível máximo de eficiência da amostra e, mesmo não obtendo a melhor proficiência em matemática, é a única região considerada eficiente e representa a “performance a ser seguida” (*benchmark*) pelas demais. Isso ocorreu mesmo a região não possuindo a menor quantidade de alunos por turma, tampouco os melhores AFD, ED, INSEE e proficiência em matemática.

No entanto, a RA de Itapeva foi a região que fez o máximo possível, em termos de proficiência, com os recursos disponíveis, dentro da sua estrutura de governança. A produtividade de seus *inputs* (APT, AFD, ED e INSEE) atingiu o melhor nível da amostra, quando comparada aos seus pares no estado de São Paulo, a ponto de não haver mais ganhos marginais para investimentos realizados nos *inputs* (corroborando os pesos nulos), em termos de proficiência e eficiência, mantidos o período de análise e a amostra utilizada. Foi a única região que operou em retornos constantes de escala, já que seus poucos recursos (especialmente em ED e INSEE) foram potencializados em termos de proficiência em matemática.

Em relação às variações apontadas como importantes, pela análise envoltória de dados, para as RAs, no sentido de incrementar a proficiência em matemática e a eficiência observadas, é necessária ponderação nas conclusões. A primeira ponderação está relacionada ao fato de que quase todas as RAs operam em retornos decrescentes de escala, o que significa que variações nos recursos (APT, AFD, ED e INSEE) não vão gerar variações proporcionais no resultado (proficiência em matemática). Logo, não há como afirmar que uma redução de, por exemplo, 4% na quantidade de alunos por turma, vai resultar em incremento equivalente na proficiência em matemática de determinada região.

Ainda no que diz respeito a essa questão, as variações apontadas, em determinada RA, só causarão impacto no resultado se ocorrerem simultaneamente. Assim, se pegarmos o exemplo da RA de Santos, cujo indicador de eficiência é de 88,33%, tal região poderá se

tornar mais eficiente se: (a) reduzir a quantidade de alunos por turmas; e (b) incrementar a adequação da formação docente; e (c) incrementar o nível de esforço docente, simultaneamente. Variações em apenas 1 *input* poderão trazer ganhos, mas não tornarão a região tão eficiente quanto se operasse incrementos em todas as variáveis apontadas.

Considerações finais

O presente estudo teve como objetivo classificar as regiões paulistas quanto à eficiência escolar, utilizando dados de 2018. Para tanto, utilizamos a metodologia DEA, com orientação ao *output* e retornos constantes de escala.

A proposta contemplou um modelo de análise com quatro variáveis interescolares para explicar o desempenho em matemática no SARESP dos alunos do 3º ano do ensino médio.

Os resultados obtidos apontam um nível médio de eficiência relativamente alto, de 89,64%. É importante que se ressalte que os indicadores de eficiência encontrados são relativos e que levam em consideração o melhor desempenho obtido entre as regiões. Portanto, o parâmetro de comparação foi o melhor desempenho encontrado, e não um resultado idealizado teoricamente.

Assim, as possibilidades de melhorias, para aquelas regiões menos eficientes, têm como base a realidade observada na região mais eficientes, e não em um modelo ideal, sendo possível afirmar que, a partir dos dados observados, as regiões têm potencial para melhorar o desempenho na prova de matemática. No entanto, não é possível estabelecer um plano que atenda a todas as regiões de igual maneira, ou seja, o que funciona bem em uma região, não necessariamente possibilitará os mesmos resultados em outras.

É importante que se destaque, também, que o modelo utilizado na pesquisa considerou as diferenças de portes entre as regiões administrativas investigadas, constatando que apenas uma região (RA de Itapeva) operou em retornos constantes de escala e todas as demais operaram em retornos decrescentes de escala.

Uma outra consideração importante que emerge a partir dos resultados deste trabalho diz respeito às variáveis que explicam o desempenho em matemática, sendo que as mais relevantes foram, nessa ordem, adequação da formação docente (39,3%), esforço docente (27%), quantidade de alunos por turma (22,4%) e nível socioeconômico da escola (11,3%).

Para a adequação da formação docente, é possível observar que os índices encontrados são relativamente elevados e homogêneos. Claro que investimentos para melhorar a formação dos docentes são desejados, mas há chances de que, em um curto espaço de tempo e para a amostra investigada, o retorno, em termos de desempenho escolar, chegue em seu limite.

Em relação à quantidade de alunos por turma, embora não haja uma legislação que defina a quantidade adequada de alunos por turma para o ensino médio, nossos resultados apontam que as regiões com menores quantidade de alunos por turma obtiveram melhor desempenho. Como resolver tal questão, ainda mais quando a legislação não preconiza isso?

Acreditamos que é imprescindível uma mobilização política que permita uma alteração na lei, já que essa é uma demanda de longa data dos profissionais do ensino médio, que exigiria a redução do número de alunos por turma e, ao mesmo tempo, mais investimentos para a contratação de professores, pressionando prefeitos e governador a mobilizarem mais recursos à educação. Tal esforço não depende somente das Secretarias de Educação, exige uma mobilização maior de todos os atores envolvidos com o ensino médio em todo o estado

e de uma ampla e democrática discussão sobre a qualidade da educação, contando, ainda, com a boa vontade política dos órgãos gestores dos recursos públicos.

No que diz respeito ao esforço docente, os valores observados na amostra investigada, são muito baixos, indicando sobrecarga do docente (excessivo número de alunos, turnos e escolas), que, por conta de uma remuneração baixa, precisa atender a demandas altas, comprometendo os resultados dos seus esforços. Tal situação é observada em todas as regiões do estado. E, como deveria ser, os resultados da sobrecarga docente são sentidos de forma diferente entre as regiões, por conta de distintas características demográficas, de deslocamento, de segurança e de custo de vida entre as localidades.

Em relação ao indicador de nível socioeconômico da escola, nossos resultados apontam que as condições sociais e econômicas das escolas também influenciam no desempenho dos alunos em matemática. No entanto, a influência é distinta entre as regiões investigadas.

Uma limitação do presente estudo reside na utilização de somente essas variáveis interescolares. Em relação às variáveis, elas foram selecionadas por duas razões: (i) a literatura aponta a importância das mesmas em relação ao desempenho escolar; (ii) os dados disponíveis para essas variáveis estavam uniformizados. O uso de outras variáveis construídas para as regiões paulistas poderia trazer outras formulações para explicar o desempenho em matemática dos alunos do ensino médio, complementando a análise aqui realizada.

Considerando-se a importância das avaliações de larga escala, como instrumento para avaliar o desempenho dos alunos, vemos, a partir dos resultados das proficiências médias em matemática das regiões paulistas, um longo caminho a ser percorrido. É indiscutível que as notas obtidas em matemática são condizentes com a realidade do processo de ensino-aprendizagem em matemática no ensino médio no estado de São Paulo.

As arenas políticas de debate permitem que as discussões sejam conduzidas, principalmente, por membros que não são da área da educação, portanto, com interesses diversos. Enquanto a educação for tratada como políticas de governos e partidárias, e não como política de Estado, diversos outros interesses vão predominar.

Algumas sugestões de discussão foram apresentadas neste trabalho, que demonstram algumas possibilidades de mudanças e que, ao mesmo tempo, indicam o quanto as Secretarias de Educação, Escolas e Docentes estão engessados/imobilizados frente a uma arena política decisória corporativista, cujo predomínio nem sempre é o interesse coletivo e público.

Agradecimentos

Agradecemos o apoio financeiro recebido da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP. Os resultados apresentados neste texto são produtos da pesquisa registrada no processo n.º 2018/03327-4.

Referências

ADLER, N.; YAZHEMSKY, E. Improving discrimination in data envelopment analysis: PCA-DEA or variable reduction. *European Journal of Operational Research*, v. 202, p. 273-284, 2010.

- ALMEIDA, A. T. C.; AGUIAR, M. N. C. Eficiência dos gastos públicos em educação básica dos municípios nordestinos: 2007 a 2013. **Revista Econômica do Nordeste**, Fortaleza, v. 48, n.4, p.55-71, out/dez 2017.
- ALVES, M. T. G; SOARES, F. F. Efeito-escola e estratificação escolar: o impacto da composição de turmas por nível de habilidade dos alunos. **Educação em revista**, n. 45, p. 25-59, 2007.
- ALVES, P. J. H. et al. Uma análise dos resultados educacionais dos estados brasileiros. **Estudos em Avaliação Educacional**, v. 31, n. 78, p. 742-775, 2020.
- AMÉRICO, B. L; LACRUZ, A. J. Contexto e desempenho escolar: análise das notas na Prova Brasil das escolas capixabas por meio de regressão linear múltipla. **Revista de Administração Pública**, v. 51, p. 854-878, 2017.
- ANGRIST, J.; LAVY, V. Using maimonides' rule to estimate the effect of class size on scholastic achievement. **Quarterly Journal of Economics**, v. 114, n. 2, p. 533-575, 1999.
- BANKER, R. D.; CHANG, H.; COOPER, W. W. Equivalence and implementation of alternative methods for determining returns to scale in data envelopment analysis. **European Journal of Operational Research**, v. 89, n. 3, p. 473-481, 1996.
- BARBOSA FILHO, F.; PESSÔA, S. Retorno da educação no Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 38, n. 1, p. 97-125, 2008.
- BARBOSA, M. E. F.; FERNANDES, C. A escola brasileira faz diferença? Uma investigação dos efeitos da escola na proficiência em Matemática dos alunos da 4ª série. **Promoção, ciclos e avaliação educacional**. Porto Alegre: ArtMed, p. 155-172, 2001.
- BEGNINI, S.; TOSTA, H. T. A eficiência dos gastos públicos com a educação fundamental no Brasil: uma aplicação da análise envoltória de dados (DEA). **Revista Economia & Gestão**, v. 17, n. 46, p. 43-59, 2017.
- BRITO JÚNIOR, J. J. R. T. et al. A relação entre nível socioeconômico e proficiência em matemática de estudantes pernambucanos do 9º ano através da Mineração de Dados Educacionais. **Amazônia - Revista de Educação em Ciências e Matemática**, v.18, n. 41, p. 112 – 126, 2022.
- CAMARGO, J. **O efeito do tamanho da turma sobre o desempenho escolar: uma avaliação do impacto da "enturmação" no ensino fundamental do rio grande do sul**. Dissertação (Mestrado em Economia). Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2012.
- CARMO, E. F. et al. A ampliação do indicador de formação docente na melhoria do desempenho escolar. **Revista Cadernos de Estudos e Pesquisa na Educação Básica**, v. 1, n. 1, p. 11-32, 2015.
- CASE, A.; DEATON; A. School inputs and educational outcomes in South Africa. **Quarterly Journal of Economics**, v. 114, n. 3, p. 1047-1084, 1999.
- CASTRO, M. H. G. D. Sistemas de avaliação da educação no Brasil: avanços e novos desafios. **São Paulo em Perspectiva**, Fundação Seade, v. 23, n.1, 5-18, 2009.
- CHARNES, A.; COOPER, W. W.; RHODES, E. **A Data Envelopment Analysis Approach to Evaluation of the Program Follow through Experiment in US Public School Education**. Carnegie-Mellon Univ Pittsburgh Pa Management Sciences Research Group, 1978.

- COSTA, R.; BRITTO, A.; WALTENBERG, F. Efeitos da formação docente sobre resultados escolares do ensino médio. **Estudos Econômicos**, v. 50, n. 3, p. 369-409, 2020.
- COWAN, J.; GOLDHABER, D. National board certification and teacher effectiveness: Evidence from Washington State. **Journal of Research on Educational Effectiveness**, v. 9, n. 3, p. 233-258, 2016.
- DAMIANI, M. F. Discurso pedagógico e fracasso escolar. **Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação**, v. 14, n. 53, p. 457-478, 2006.
- DANTAS, M. C.; SILVA, M. V. Análise da eficiência dos gastos públicos com educação básica: um estudo na microrregião Borborema Potiguar-RN. **Research, Society and Development**, v. 8, n. 2, p. e3582782-e3582782, 2019.
- FERRÃO, M. E.; FERNANDES, C. O efeito-escola e a mudança - dá para mudar? Evidências da investigação Brasileira. **REICE: Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación**, v. 1, n. 1, p. 5, 2003.
- FRANCO, C. et al. Qualidade e equidade em educação: reconsiderando o significado de "fatores intra-escolares". **Ensaio: avaliação e políticas públicas em educação**, v. 15, n. 55, p. 277-298, 2007.
- GLASS, G. V.; SMITH, M. L. Meta-analysis of research on class size and achievement. **Educational evaluation and policy analysis**, v. 1, n. 1, p. 2-16, 1979.
- GUZZO, R. S. L.; EUZÉBIOS FILHO, A. Desigualdade social e Sistema educacional brasileiro: a urgência da educação emancipadora. **Escritos sobre Educação**, v. 4, n. 2, p. 39-48, 2005.
- HANUSHEK, E. A.; WOESSMANN, L. The role of cognitive skills in economic development. **Journal of economic literature**, v. 46, n. 3, p. 607-68, 2008.
- INEP – Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira. Brasília. Disponível em: <http://portal.inep.gov.br/>. Acesso em: jun., 2021.
- JACOB, B. A. et al. Teacher applicant hiring and teacher performance: Evidence from DC public schools. **Journal of Public Economics**, v. 166, p. 81-97, 2018.
- JEPSEN, C.; RIVKIN, S. Class size reduction and student achievement the potential tradeoff between teacher quality and class size. **Journal of human resources**, v. 44, n. 1, p. 223-250, 2009.
- MENESES FILHO, N.; NUÑEZ, D. F.; RIBEIRO, F. P. Comparando as escolas paulistas com melhor e pior desempenho no Saesp e na Prova Brasil. **São Paulo Perspec**, v. 23, n. 1, p. 115-134, 2009.
- MORICONI, G. M. **Medindo a eficácia dos professores: o uso de modelos de valor agregado para estimar o efeito do professor sobre o desempenho dos alunos**. 2012. Tese (Doutorado em Administração Pública e Governo) - Escola de Administração de Empresas, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2012.
- MOSTELLER, F. The Tennessee study of class size in the early school grades. **The future of children**, p. 113-127, 1995.

- MURILLO, F. J. Hacia un Modelo de Eficacia Escolar. Estudio Multinivel sobre los Factores de Eficacia de las Escuelas Españolas. **REICE. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación**, [S. l.], v. 6, n. 1, 2016.
- RESENDE, M.; WYLLIE, R. Retornos para a educação no Brasil: evidências empíricas adicionais. **Economia Aplicada**, v. 10, n. 3, p. 349-365, 2006.
- RODRIGUES, C. G; RIOS-NETO, E. L. G; PINTO, C. C. X. Diferenças intertemporais na média e distribuição do desempenho escolar no Brasil: o papel do nível socioeconômico, 1997 a 2005. **Revista Brasileira de Estudos de População**, v. 28, p. 5-36, 2011.
- SALGADO, A. P.; NOVI, J. C; FERREIRA, J. Práticas escolares e desempenho dos alunos: uso das abordagens quantitativa e qualitativa. **Educação & Sociedade**, v. 37, p. 217-243, 2016.
- SEADE – Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados. São Paulo. Disponível em: <https://www.seade.gov.br/>. Acesso em: jun., 2021.
- SEE – Secretaria da Educação do Estado de São Paulo. São Paulo. Disponível em <https://www.educacao.sp.gov.br/>. Acesso em: jun., 2021.
- SILVA, A. B. et al. Accountability para a Gestão de Verbas da Educação Pública em Municípios Brasileiros: Análise com Envoltória de Dados (DEA). **Revista Iberoamericana de Contabilidad de Gestión**, v. 12, p. 1-16, 2015.
- SOARES, J. F. O efeito da escola no desempenho cognitivo de seus alunos. **REICE: Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación**, v. 2, n. 2, p. 6, 2004.
- SOARES, J. F; ANDRADE, R. J. Nível socioeconômico, qualidade e equidade das escolas de Belo Horizonte. **Ensaio: avaliação e políticas públicas em educação**, v. 14, n. 50, p. 107-125, 2006.
- TRAVITZKI, R.; CÁSSIO, F. L. Tamanho das classes na rede estadual paulista: A gestão da rede pública à margem das desigualdades educacionais. **ETD: Educação Temática Digital**, v. 19, n. 19, p. 159-183, 2017.
- VIANA, G.; LIMA, J. F. Capital humano e crescimento econômico. **Interações (Campo Grande)**, v. 11, n. 2, p. 137-148, 2010.