

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

Fatores associados ao desempenho acadêmico dos alunos da 3ª classe em Moçambique: Uma aplicação do modelo linear multinível

Factors associated with the academic performance of 3rd grade students in Mozambique: An application of the multilevel linear model

Admiro Nacuata – Universidade Rovuma

Abubacar Nizar – Universidade Rovuma

Resumo

Introdução: O desempenho acadêmico é influenciado por uma combinação de factores individuais, familiares, escolares e contextuais. Compreender esses factores é essencial para orientar políticas educacionais eficazes. **Objectivo:** Determinar os factores que influenciam o desempenho acadêmico dos alunos da 3ª classe em Moçambique, com base em evidências empíricas. **Metodologia:** Estudo quantitativo, transversal com uma amostra de 7735 alunos selecionados de forma aleatória, por meio da amostragem por conglomerados. Foi aplicado um teste de proficiência para os alunos, um caderno do professor, um questionário da direcção e um boletim informativo da escola. A análise inclui estatística descritiva e regressão linear multinível, todas feitas no SPSS. **Resultados:** 45% da variância do desempenho dos alunos da 3ª classe é atribuída às diferenças entre as escolas. No modelo final foram significativas ao nível de significância de 5% as variáveis, idade e frequência com que o aluno fala português fora da escola, rotulada no banco de dados por “Língua Materna”. No nível escola, nenhuma variável foi significativa. **Conclusão:** A idade e a frequência com que o aluno fala português fora da escola (língua materna) são os factores que afectam o desempenho acadêmico dos alunos, havendo assim uma necessidade de criação de programas comunitários de ensino à leitura, porque na óptica de muitos autores é neste ponto onde reside o maior problema.

Palavras-chave: Desempenho acadêmico, nível, variância.

Abstract:

Introduction: Academic performance is influenced by a combination of individual, family, school, and contextual factors. Understanding these factors is essential to guide effective educational policies.

Objective: To determine the factors that affect the academic performance of 3rd grade students in Mozambique, based on empirical evidence. **Methodology:** A quantitative, cross-sectional study was conducted with a random sample of 7735 students, using cluster sampling. A proficiency test was applied to the students, along with a teacher's notebook, a school administration questionnaire, and a school information bulletin. The analysis included descriptive statistics and multilevel linear regression, all performed using SPSS.

Results: 45% of the variance in 3rd grade student performance is attributed to differences between the schools. In the final model, variables such as age and the frequency with which the student speaks Portuguese outside school- recoded in the database as “Mother Tongue”- were significant at the 5% level. At the school level, no variable was significant.

Conclusion: Age and mother tongue are the key factors affecting student's academic performance. This highlights the need for the creation of community reading programs, since many authors argue that this is where the main problem lies.

Keywords: Academic performance, level, variance.

INTRODUÇÃO

Em Moçambique a educação escolar é geralmente percebida como estando em crise, o que contribui a existência de uma escola “estrangeira”, ou seja, uma escola que não reflecte a realidade sócio-cultural das comunidades em que está inserida, ao ponto de alguns autores afirmarem que “as escolas em Moçambique ainda não conseguem ser espaço de construção e sistematização do conhecimento que tenham em consideração diferentes dimensões antropológicas, políticas, sociais e

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026
culturais”.

De acordo com a Agência das Nações Unidas para o Desenvolvimento (USAID, 2021), embora Moçambique ter continuado a ensinar um número cada vez maior de crianças nas escolas primárias, os resultados de inquéritos indicam que continuam a existir obstáculos para atingir os objectivos de escolarização. Isso pode se comprovar com os resultados da Avaliação Nacional 2016 do Ministério da Educação e Desenvolvimento Humano (MINEDH) que mostrou que apenas 4,9% dos alunos da terceira classe atingiram o nível exigido em leitura e escrita, um valor inferior aos 6,3% registados no estudo anterior de 2013 (USAID, 2021). Sendo um dos objectivos estratégicos do Plano Estratégico da Educação 2020 – 2029 de Moçambique, a conclusão de um ensino primário de qualidade e inclusivo, se estabelece uma meta de pelo menos, 59% de crianças a concluírem o ensino primário até 2029 (Ministério da Educação e Desenvolvimento Humano [MINEDH], 2022). Porém para atingir essa meta, o processo político deve ser apoiado por evidências sólidas sobre os factores impulsionadores dos resultados educacionais a nível familiar, escolar e comunitário. Assim, uma das iniciativas do governo moçambicano foi a criação da Avaliação Nacional, um instrumento que serve para subsidiar e induzir políticas orientadas para a melhoria da qualidade da educação moçambicana por meio de seus resultados.

Nesse contexto, o presente estudo foi desenvolvido com o objectivo de analisar os dados da Avaliação Nacional 2016 referentes à disciplina L1 (Língua Portuguesa), a fim de identificar os factores que afectam o desempenho académico dos alunos da 3ª classe. Porém, para atingir tal objectivo o pesquisador deve lembrar que o desempenho académico do aluno não depende somente do próprio aluno, pois este pode estar sendo influenciado por outros factores que estejam agrupados em níveis hierárquicos, como por exemplo, a escola onde o aluno estuda e a cidade na qual pertence a escola.

Portanto, para analisar dados dispostos numa estrutura hierárquica, é preciso que se disponha de técnicas especializadas para o efeito, e uma metodologia estatística que pode ser utilizada nessas condições é a análise multinível. Nesse tipo de análise, os resultados são obtidos considerando os níveis em que as variáveis estão inseridas (Kreft & De Leeuw, 1998; Natis, 2001). Assim, para além do objectivo de identificar os factores que influenciam o desempenho académico dos alunos por meio do modelo multinível, este artigo pretende também mostrar as potencialidades dessa classe de modelos no tratamento de dados em uma estrutura hierárquica em relação aos modelos clássicos. Para atingir o objectivo deste estudo, foram considerados os alunos da 3ª classe submetidos à Avaliação Nacional (ANA) do ano 2016. Esta avaliação foi implementada pelo Ministério da Educação e Desenvolvimento Humano (MINEDH) através do Instituto Nacional da Educação (INDE), a partir do ano 2013 e o seu objectivo é de fornecer dados para o indicador do Plano Estratégico da Educação (PEE) e do Programa Quinquenal do Governo (PQG) (MINEDH, 2016).

MARCO TEÓRICO

1.1. Desempenho Acadêmico

O desempenho acadêmico diz respeito ao resultado das competências acadêmicas dos alunos quando avaliados em diferentes campos da aprendizagem (Fontes, 2017).

Autores como Heck *et al.* (2014) descrevem que a expressão desempenho é usada para transmitir a ideia de “*achievement*”, isto é, a acção de conquistar algo, de ser bem-sucedido, através do esforço e da habilidade. De acordo com Vernier, Bagolin e Jacinto (2015) a questão educacional não se baseia somente na quantidade de anos de estudos, mas principalmente na qualidade dos anos de escolaridade existentes. Para esses autores, a forma mais geral de avaliar o desempenho escolar é através de uma função de produção educacional, apresentada inicialmente por Coleman (1966), na qual busca explicar o desempenho a partir de aspectos pessoais e sócio-económicos dos alunos e de insumos escolares:

$$Y = f(A, P, D, E, \varepsilon)$$

Onde, Y é o desempenho dos alunos medido pelas notas, A é um vector de características dos alunos, como cor, gênero e idade, P é o vector de características dos professores, D é o vector de características do director, E possui informações sobre a infra-estrutura da escola e ε é o termo de erro aleatório.

2.1.1. Avaliação do desempenho acadêmico

A avaliação do desempenho acadêmico é feita através da medição da inteligência, com factores como a capacidade da memória, atenção, raciocínio, avaliação e resolução dos problemas (Lemos, Almeida, Guisande, & Primi, 2008 apud Fontes, 2017). Segundo Haydt (1997), a avaliação do desempenho acadêmico é feita com dois objectivos principais: (1) identificar as dificuldades de aprendizagem dos alunos para ajudá-los a superá-las; e (2) avaliar a eficácia do ensino, sendo considerado um parâmetro de análise para o trabalho desenvolvido em sala de aula e na escola, reflectindo assim a qualidade do ensino. Nesse contexto, para traçar as acções necessárias para a melhoria da qualidade do processo de ensino-aprendizagem não basta avaliar o desempenho como um ponto isolado, mas sim, deve-se conhecer o contexto escolar e os factores sócio-económicos que influenciam tais resultados, porém, notas e provas não fornecem tais informações (Américo; Lacruz, 2017; Costa, 2005; Faria; Guimarães, 2015).

2.1.2. Factores que influenciam o desempenho acadêmico

2.1.2.1.Factores individuais e familiares

As variáveis do nível do aluno que afectam o desempenho escolar em sentido positivo, segundo Laros *et al.* (2010), são: comparação do aluno com os colegas, com efeito diferenciado de escola para escola; recursos culturais de que o aluno dispõe em casa, como acesso a computadores com internet, livros, revistas de informação geral, jornais etc.; aluno gosta de estudar a disciplina, com efeito diferenciado de escola para escola e aluno faz dever de casa. Por outro lado, as variáveis do nível do aluno que afectam o seu desempenho em sentido negativo, foram segundo o autor: relação da família do aluno com a escola, e se o aluno trabalha além de estudar.

No trabalho de Menezes-Filho (2007) outras variáveis, em nível do aluno, tiveram os efeitos que poderiam ser esperados a priori. Por exemplo, alunos que moram com os pais (ou com pelo menos um deles) têm um desempenho melhor; os que trabalham dentro de casa mais do que quatro horas têm um desempenho pior; os que leem livros ou jornais tendem a ter um desempenho melhor e aqueles que trabalham fora de casa têm um desempenho pior. Ter um ou mais computadores e mais de 20 livros em casa melhora o aprendizado, assim como ter electricidade e morar em famílias pequenas (com até cinco pessoas no total).

Barros *et al.* (2001) citados por Macedo (2004) investigaram alguns dos impactos de importantes tipos de determinantes do desempenho educacional. Em relação à influência familiar na formação educacional dos filhos, os resultados do seu estudo revelaram que a escolaridade dos pais, e em particular a da mãe, é a mais importante variável para determinar o desempenho educacional dos filhos. O factor “fazer o dever de casa”, tem efeito sempre forte e positivo sobre o desempenho do aluno, assim como achado em Laros *et al.* (2010).

Uma outra variável importante é a idade de entrada no sistema escolar: os alunos que fizeram pré-escola têm um desempenho melhor em todas as séries em relação aos que entraram a partir da 1ª série (Menezes-Filho, 2007). Quanto os factores sociais e económicos, Gomes (2018) e Ferrão (2003), afirmam que quando as condições financeiras ou económicas das famílias não permitem um maior cuidado ou zelo para uma criança, pode haver baixo desempenho académico por falta de recursos que lhe proporcionem melhor qualidade de vida. Afirma ainda Gomes (2018) que comportamentos inadequados por parte dos pais ou responsáveis, principalmente promiscuidade, prostituição, drogas na família, violência doméstica, desemprego e desnutrição familiar são factores que interferem directamente no comportamento da criança, contribuindo para dificultar a aprendizagem.

2.1.2.2.Factores escolares

Segundo Menezes-Filho (2007), as variáveis em nível de escola, tais como número de computadores na escola, processo de selecção do director e dos alunos, escolaridade, idade e salário dos professores têm efeitos muito reduzidos sobre o desempenho dos alunos. Para este autor, no

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

sistema público, o tamanho da turma não parece ser importante para explicar o desempenho do aluno. Já, o número de horas por aula tem um efeito positivo e estatisticamente significativo, ou seja, os alunos que passam mais de quatro horas na sala de aula têm desempenho melhor que aqueles que ficam tempo inferior a esse.

Soares (2004) completa que um segundo factor que afecta a aprendizagem, no tocante a concentração de alunos, é o tamanho da escola, medido em número de alunos atendidos. Segundo ele o desempenho dos alunos é maior em escolas menores. Verifica também muita discussão a respeito da inclusão digital, ou seja, necessidade de colocar computadores nas escolas públicas. Nessa matéria, os resultados em Menezes-Filho (2007) corroboram com os resultados de Soares (2004). Segundo o primeiro autor, para as características do professor, os resultados são bastante interessantes. Em primeiro lugar ele estudou a idade do professor que afecta positivamente o desempenho dos alunos, seus estudos apontaram que professores com mais de 49 anos, que permanecem leccionando, conseguem transmitir mais conhecimento para seus alunos. Em segundo lugar foi estudada a escolaridade do professor que apresentou um efeito pequeno sobre o desempenho dos alunos. Pelo contrário, ainda observou que nem o tempo na escola, nem o facto de leccionar em mais de uma escola afecta o desempenho dos alunos. Considerando os achados em Luz (2006), a estrutura física da escola apresentou coeficiente significativo e positivo. Assim, é possível dizer que o desempenho do aluno aumenta à medida que a estrutura da escola que frequenta melhora, pois, crescem os recursos disponíveis para seu desenvolvimento e o conforto no ambiente onde ele se dá.

2.2. Modelo Linear Multinível

Os modelos multinível, também chamados de “modelos de coeficientes aleatórios, modelos de componente de variância, modelos mistos e modelos lineares hierárquicos, são modelos que reconhecem a existência de estrutura multinível ou hierárquica nos dados (Raudenbush e Bryk, 2002).

São descritos como modelos em que o tipo de análise de regressão considera numa só estrutura, dados organizados em diferentes níveis de agregação. Essa organização dos dados, designada por estrutura hierárquica, é descrita pela conglomeração de unidades segundo determinadas características que as diferenciam, atribuindo-as a diferentes grupos de nível mais baixo. Estes, por sua vez, pertencem a unidades de um nível mais alto, considerando os seus aspectos em comum, e assim sucessivamente, como por exemplo alunos dentro de turmas ou pacientes dentro de hospitais, indivíduos dentro de suas unidades nacionais, indivíduos dentro das organizações, membros familiares dentro das famílias e respondentes dentro dos entrevistadores (Hox, 1995).

Estes modelos são vistos como uma evolução do modelo de regressão clássica em que as variáveis são organizadas e analisadas em múltiplos níveis, tornando assim mais correcta a estimação dos valores para erros padrão, intervalos de confiança e testes de hipóteses (Laros e Marciano, 2008). De acordo com Ferrão (2003), nos modelos de regressão clássica, o valor da constante e os

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

coeficientes que permitem o ajuste do modelo são parâmetros fixos, enquanto, nos modelos multinível esses parâmetros são considerados aleatórios, pois encontram-se sob influência dos níveis hierárquicos superiores. Conforme Hox (1995), nos modelos de regressão clássica, os testes estatísticos se baseiam no pressuposto de independência das observações e se este pressuposto for violado as estimativas dos erros padrão dos testes da estatística convencional são muito pequenas, e isto resulta em muitos resultados espuriamente significativos.

2.2.1. Estrutura multinível no sistema educacional

Segundo Goldstein (1992); Goldstein and Cuttance, (1988); Nuttall et al. (1989); Woodhouse and Goldstein (1989) e Plewis, (1991) citados por Twisk (2006), os estudos com análise de estruturas hierárquicas de dados surgem inicialmente na área da educação. A sua utilização está precisamente relacionada com um estudo conduzido nos anos 70, por Bennett (1976), com crianças do ensino básico, em Inglaterra que aplicou modelos de regressão linear para demonstrar que alunos de uma escola primária do Reino Unido sujeitos ao chamado método formal de ensino apresentavam maior progresso do que os alunos que não estavam sujeitos a este método de ensino, o chamado método progressivo.

Mais tarde, Aitkin et al. (1981) demonstraram que quando a análise considerava o agrupamento dos alunos em turmas, essa diferença desaparecia e os alunos sujeitos ao ensino formal já não demonstravam maior progressão. Foi então que ao lado de Longford (1986), escreveram um artigo que revolucionou o mundo da investigação educativa: *os modelos multinível*. Nesse artigo, eles demonstraram que os modelos de regressão linear usados para estudar a forma como um conjunto de variáveis explicam uma variável resposta, só poderiam ser empregues somente quando as observações fossem independentes.

Entretanto, no contexto educacional, na qual os alunos são agrupados em turmas, diferentes turmas estão agrupadas em escolas e as diferentes escolas em municípios ou regiões, não é compatível com a imposição de independência das observações. Isso pode acontecer de acordo com Ferrão e Fernandes (2000) por razões sócio-geográficas e económicas ou outras, que fazem com que a distribuição dos alunos pelas escolas não seja aleatória, contribuindo desde logo para que alunos de uma mesma escola apresentem maiores semelhanças entre si do que alunos de escolas diferentes.

3. MATERIAL E MÉTODO

3.1. Amostra

No presente estudo foram utilizados os dados da Avaliação Nacional (ANA) 2016 provenientes do Centro de Análise de Dados, C. Data, da Faculdade de Pesquisas da Universidade Pedagógica (UP) Maputo. O escopo da amostragem da ANA 2016 contempla dados dos alunos da 3ª classe, por províncias de todo o país. O universo da pesquisa cobre todos os alunos da 3ª classe

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

matriculados em 2016 nas escolas urbanas peri-urbanas e rurais, públicas, comunitárias e privadas. Para este estudo não foram considerados alunos que tiveram pelo menos um dado em falta, ficando uma amostra composta por 7735 alunos provenientes de 270 escolas. Da amostra considerada, 51.8% são do gênero masculino e 48.9% do gênero feminino. No que concerne à frequência com a qual os alunos falam português fora da escola, 51.8% afirmaram que nunca tinham falado o português fora da escola, seguidos dos 22.5% que falavam as vezes. Os que falavam muitas vezes e sempre constituem a minoria da amostra, com 12.3% para a categoria muitas vezes e 13.3% para a categoria sempre.

3.2. Instrumentos

Para além do teste de L1 (Língua Portuguesa), com 24 questões, respondidas pelos alunos, foram igualmente utilizados os seguintes instrumentos:

- *Caderno do Professor*: os professores responderam um questionário composto de questões sobre a formação e experiência profissionais, currículo e práticas pedagógicas e condições da escola;
- *Questionário do Director*: um questionário composto de questões sobre a formação e experiência profissionais, currículo e práticas pedagógicas, formas de gestão e condições da escola foi respondido por cada director da escola;
- *Boletim Informativo da Escola*: instrumento composto de questões sobre aspectos relacionados às infra-estruturas, ambiente e condições da escola, no geral, sendo respondido pelo director adjunto.

3.3. Procedimentos de análise de dados

Primeiramente foram analisados os dados por meio de medidas descritivas, de forma estratificada por regiões, para perceber o comportamento do desempenho académico ao longo das regiões. Em seguida, foi estimado o modelo de regressão multinível que explica o desempenho académico dos alunos. Primeiro foi estimado o modelo com somente intercepto (o modelo nulo) que, segundo De Jesus e Laros, (2004); Heck *et al.* (2014); Hox (2002), serve como base para comparação com os modelos subsequentes. Num segundo momento, foram incluídas as variáveis explicativas do nível 1 com efeito fixo. Seguidamente foram inseridas as variáveis explicativas do nível 2. E por último, foi avaliado se algum dos coeficientes de inclinação das variáveis explicativas do nível 1 possuía componente de variância significativo entre as escolas, ou seja, foi verificado se as variáveis do aluno apresentavam efeito diferenciado entre as escolas.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1. Desempenho académico

A distribuição das notas ao nível nacional centra-se em torno de 10.93 valores, com um

Ano VI, v.1 2026 | **submissão: 09/01/2026** | **aceito: 11/01/2026** | **publicação: 13/01/2026**

desvio de 3.84 valores. A região Sul teve melhor desempenho acadêmico, sendo representada pela província de Inhambane, com uma nota média de 12,99 valores, seguida da região Centro, representada por Sofala, com 12,52 valores de média. A zona norte continua tendo péssimos resultados do desempenho acadêmico corroborando com o estudo de David (2017, p. 6), que afirma que “as províncias do norte apresentam os piores resultados nos indicadores sociais de educação (...) e Timbane (2014) que afirma que as províncias do norte de Moçambique, ainda têm elevadas taxas de analfabetismo, facto que se justifica pela distribuição da população pelas zonas recônditas e do investimento desigual em infra-estruturas por parte do Governo.

Correlacionando estas duas constatações, faz sentido que a elevada taxa de analfabetismo da população crie um impacto negativo no desempenho acadêmico dos alunos, uma vez que, um indivíduo analfabeto tem uma capacidade limitada na perspectiva académica, ele não consegue enxergar o valor da educação formal, e muitas das vezes manda os seus filhos à escola como uma simples regra social, o que faz com que não seja um pai presente no trajecto estudantil dos seus filhos.

Os resultados acima descritos estão na Tabela 1.

Tabela 1. Descrição do desempenho académico

Região	Província	n	Mínimo	Máximo	Média	DP
Norte	Niassa	275	1.67	15.83	8.16	2.43
	Cabo Delgado	517	2.50	16.67	9.49	2.98
	Nampula	1144	0.83	18.33	9.53	3.68
Centro	Zambézia	737	0.00	19.17	11.04	3.94
	Tete	803	0.00	19.17	10.72	3.94
	Manica	836	2.50	18.33	9.72	3.83
	Sofala	344	0.83	19.17	12.52	3.98
Sul	Inhambane	845	3.33	19.17	12.99	3.50
	Gaza	929	1.67	19.17	10.93	3.29
	Maputo Província	918	3.33	20.00	12.31	3.47
	Maputo Cidade	387	3.33	20.00	12.64	3.64
Nacional		7735	0.00	20.00	10.93	3.84

4.2. Estimação do Modelo do Desempenho Académico

Para a estimação do modelo foi usada a abordagem multinível aplicando-se aos dados educacionais da Avaliação Nacional 2016. Os dados em estudo foram colectados abrangendo alunos da 3ª classe aos quais foi aplicado o teste de proficiência em literacia.

A nota obtida pelos alunos na avaliação foi utilizada como variável dependente (desempenho académico), medido na escala de 0 a 20 valores. As variáveis explicativas do nível de aluno, que foram consideradas são o *gênero*, a *idade* e *língua materna (frequência com a qual o aluno fala português fora da escola)*. As variáveis explicativas consideradas, associadas à escola são a *natureza da escola*, a *localização da escola*, o *tipo de escola*, a *idade do professor*, o *nível académico do professor*, os *anos de experiência do professor*, a *carga horária do professor* e o *rácio professor/aluno*.

Na estimação do modelo que caracteriza o desempenho académico dos alunos, geralmente

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

começa-se por estimar o modelo sem nenhuma variável explicativa, de modo a se obter informação acerca de quanta variância observada no desempenho existe no seio de cada escola, isto é, ao nível 1 (agrupamento) e entre escolas (i.e., ao nível 2). Este modelo fornece uma estimativa da média global ao longo de todos alunos e escolas. Outra informação relevante que se pode obter neste modelo é sobre a existência de evidência da estrutura de agrupamento nos dados, teste de componentes de variância do nível 1 e variância dos interceptos ao longo das unidades do nível 2, que caso haja essa evidência, pode produzir viés nas estimativas dos parâmetros e erros padrão, conduzindo a inferências incorrectas, usando um modelo clássico.

A Tabela 2 apresenta o teste de significância do intercepto ou valor médio da classificação em literacia em todas escolas. As hipóteses sob teste são: $H_0: \gamma_{00} = 0$ vs $H_1: \gamma_{00} \neq 0$. Sendo $F(1, 266.291) = 4003.282, p < 0,05$ rejeita-se H_0 e conclui-se que a média global à literacia é significativamente superior a zero. A estimativa dessa média encontra-se na Tabela 3, página 8 ($\gamma_{00} = 10.48421$). Sendo $p < 0.05$, pode-se concluir também que a estimativa continua sendo significativamente superior a zero.

Tabela 2. Teste de Efeitos Fixos do intercepto

Source	Numerator df	Denominator df	F	Sig.
Intercept	1	266,291	4003,282	,000

Na página 8, podem ser observados a partir da Tabela 3 os resultados da estimação do modelo nulo (Modelo 1). A estimativa da variância dos resíduos é $\sigma^2_{ei} = 8.373$. Sendo $p < 0.05$, rejeita-se H_0 e conclui-se que a variância residual é significativamente superior a zero. Pode-se calcular a proporção da variância dos resíduos em relação a média global ($8.373/10.484$), que é igual aproximadamente a 80% desta (média global). Assim, pode-se dizer que há uma grande quantidade de variação dos resultados da variável dependente não explicada pelo modelo. Isso mostra que há factores que contribuem a ocorrência do fenómeno que não foram considerados no modelo. Isso significa também, que dentro de escolas os alunos apresentam resultados individuais muito dispersos da média escolar. De igual modo, a estimativa da variância do termo aleatório do nível mais alto $\sigma^2_{u_{0j}} = 6.894$ e sendo $p < 0.05$, pode-se rejeitar H_0 e concluir que a variância entre as escolas é significativamente superior a zero. Calculando a proporção da variância dos interceptos em relação a média global ($6.894/10.484$), obtém-se uma variância de aproximadamente 66% desta. Este resultado demonstra que as escolas diferem significativamente na classificação média do desempenho académico dos seus alunos. Este é um indicativo de que as características específicas de cada escola têm um impacto significativo nos resultados, o que implica a necessidade de estratégias diferenciadas para diferentes escolas, já que as características que influenciam o desempenho dos alunos podem variar de forma significativa entre as escolas.

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

Para dar mais ênfase a esta conclusão, a partir das informações referentes à variância dos níveis 1 e 2, calculou-se uma correlação intra-classe de 0.45, isto é, $6.894 / (8.373 + 6.894)$, o que sugere que, a princípio, 45% da variação dos resultados do desempenho académico dos alunos é explicada pelas diferenças entre as escolas, o que torna necessário o uso de uma abordagem multinível. Portanto, como afirma Maroco (2011), a não consideração do factor do nível 2 (escolas) e da não independência dos seus elementos, resultaria em testes estatísticos com maior probabilidade de cometer o Erro tipo I (achar parâmetros significativos que na verdade não sejam).

Neste modelo, a estimativa da função $-2LL_{REML}$ (deviance) é igual a 39186.593. O REML (Restricted Maximum Likelihood – Máxima Verossimilhança Restrita) é o método de estimação de parâmetros padrão no SPSS Statistics. Portanto se pretende-se comparar modelos, deve usar o método FML (Full Maximum Likelihood – Máxima Verossimilhança Completa). O valor obtido de $-2LL$ neste modelo serve como parâmetro de comparação para verificar o ajuste dos modelos subsequentes. Pois de acordo com Snijders e Bosker (1999) o deviance reflecte a falta de ajuste entre os dados e o modelo, não sendo interpretado por si só, mas sim pela magnitude das diferenças entre o seu valor e aquele encontrado no modelo seguinte. Neste artigo será considerada significativa a contribuição de uma variável quando a diferença entre os deviance de dois modelos que, pode ser chamada de *qui-quadrado de mudança*, for maior quando comparado com a estatística χ^2 com graus de liberdade correspondentes à diferença do número de parâmetros do modelo actual com o modelo anterior (Field, 2013, p. 957) ou quando a diferença entre os deviance dos dois modelos dividida pelos graus de liberdade, ou seja, pelo número de parâmetros acrescentados a um modelo em relação ao anterior, for maior que 1,96, que pode se aproximar a 2 (De Jesus & Laros, 2004, p. 101).

Depois de comprovada a relevância de uso da abordagem multinível, nesta etapa foram incluídas as variáveis do nível baixo (aluno) capazes de explicar a sua variância. Foram incluídas as seguintes variáveis: *gênero* com codificação 1 – Masculino e 2 – Feminino, *idade e língua materna* (*frequência com a qual o aluno fala português fora da escola*), com codificação 1 – Nunca, 2 – As vezes, 3 – Muitas vezes e 4 – Sempre. As variáveis, gênero e língua materna foram consideradas como factores no SPSS porque não foram transformadas em variáveis *dummy*. Este facto serviu para mostrar que é possível trabalhar no modelo multinível com variáveis categóricas que não sejam variáveis *dummy*, porque o SPSS as reconhece como factores, transforma-as em variáveis *dummy* e atribui-lhes uma categoria de referência, de forma automática.

A primeira questão nesta etapa é verificar se a inclusão de variáveis do nível 1 provocou ou não uma melhoria no modelo. Logo, como o objectivo foi de comparar os modelos, o método usado para estimar os parâmetros foi o FML. Assim, comparando os valores de critérios de informação pode-se seleccionar o modelo que melhor se ajusta aos dados, como aquele com menor valor. Nesse sentido, o modelo actual é o que apresenta melhor ajuste em relação ao modelo sem nenhuma variável

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

explicativa (Modelo 1) [$(D_2 = 38777.755 < D_1 = 39186.593)$]. Uma vez observada a melhoria do modelo, importa agora testar se essa melhoria é estatisticamente significativa ou não e para isso foi usada a diferença dos deviance ($-2LL$) dos dois modelos, como ilustra a equação a seguir ($\chi^2_{\text{Mudança}} = 39186.593 - 38777.755 = 408.838$; $GL_{\text{Mudança}} = 8 - 3 = 5$).

O valor crítico da estatística qui-quadrado com cinco graus de liberdade, ao nível de significância de 5% é 11,07. Portanto, comparando o valor do qui-quadrado de mudança com o valor do qui-quadrado crítico conclui-se que a inclusão das variáveis do aluno (Nível 1) criou uma mudança significativa [$D > \chi^2_c(5)$]. Outro procedimento aplicável consiste em achar o rácio entre a diferença dos deviance e os graus de liberdade, de onde se a razão for maior que dois, a contribuição será considerada significativa. Neste caso, tem-se $408.838/5 = 81.768$, que é superior a 2.

Os resultados do Modelo 2 podem ser observados na primeira coluna (Modelo 2) da Tabela 3, que se encontra na página 8. Vale aqui destacar que a adição das variáveis do nível do aluno reduziu a estimativa da média global de 10.477 para 9.617, mostrando o efeito dessas variáveis sobre o desempenho dos alunos. A correlação intra-classe permaneceu a mesma do modelo nulo (45%), sugerindo que essas variáveis não explicam parte da variação entre as escolas. Porém, as três variáveis adicionadas (gênero, idade e língua materna) foram significativas ao nível de significância de 5% ($p < 0.05$).

As estimativas dos coeficientes mostram que os rapazes apresentam melhor desempenho académico, comparados às raparigas, isto é, o facto de o aluno ser do gênero masculino aumenta o desempenho em 0.14 pontos em relação as mulheres, semelhantemente ao resultado obtido em Laros *et al.* (2010, p. 180), Monteiro (2013, p. 36) e Palermo *et al.* (2014, p. 381). Em relação a idade pode-se afirmar que cada aumento unitário na idade dos alunos, provoca um aumento de 0.21 pontos no desempenho académico dos alunos, se controlado pelo gênero e língua materna. Quanto à frequência com que o aluno fala português fora da escola, verifica-se que as categorias “Nunca ($\beta = -1.627$), As vezes ($\beta = -1.226$) e Muitas vezes ($\beta = -0.645$)”, apresentam um efeito negativo e significativo ao nível de significância de 5% sobre o desempenho académico dos alunos em relação a categoria “Sempre”. Olhando para as estimativas dos parâmetros percebe-se que esse efeito diminui na medida em que aumenta um ponto na escala de medição desta variável, recordando que a escala usada foi: 1 – Nunca; 2 – As vezes; 3 – Muitas vezes e 4 – Sempre. O modelo com variáveis do aluno conseguiu explicar 3.6% da variação do desempenho académico (notas) dentro de escolas e 3.4% da variação das notas entre escolas.

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

Abaixo seguem as expressões usadas para o cálculo da variância explicada para cada nível de análise:

$$R^2 \text{ do Nível 1} = \frac{\text{Variância do Modelo 1} - \text{Variância do Modelo 2}}{\text{Variância do Modelo 1}}$$

$$R^2 \text{ do Nível 2} = \frac{\text{Variância do Modelo 1} - \text{Variância do Modelo 2}}{\text{Variância do Modelo 1}}$$

Uma vez adicionadas as variáveis do nível 1, o próximo passo foi a adição de variáveis do nível 2, no modelo 3. As seguintes variáveis foram inseridas: *a natureza da escola, a localização da escola, o tipo de escola, a idade do professor, o nível acadêmico do professor, os anos de experiência do professor, a carga horária do professor e o rácio professor/aluno*, para avaliar se estas explicam a variabilidade nos interceptos (médias) entre escolas, no desempenho acadêmico dos alunos. Nesta etapa todas as variáveis categóricas do nível 2, aqui mencionadas, foram transformadas em variáveis *dummy* (codificação 0 para categoria de não interesse e 1 para categoria de interesse). Isto permite que o pesquisador tenha liberdade em manusear as variáveis de acordo com o seu objectivo, por exemplo, *definir categorias de referência, explorar interações ou trabalhar somente com categorias específicas*. Observa-se que quando uma variável não é transformada em variáveis *dummy*, não há possibilidade de gerir as suas categorias, porque todas elas ficam agrupadas na variável original.

O primeiro aspecto verificado neste modelo é o ajuste do modelo, que mostrou uma melhoria em relação ao modelo anterior, com somente variáveis do aluno ($38481.536 < 38777.755$). O teste de significância do modelo também mostra que a melhoria do modelo actual é significativa ($38777.755 - 38481.536 = 296.219$). Comparando este valor com o valor crítico de qui-quadrado com 20 graus de liberdade, pode-se chegar a essa conclusão ($296.219 > 31.41$).

Contudo, todas as variáveis da escola inseridas não produziram nenhum efeito significativo sobre o desempenho acadêmico dos alunos, ou por outra, nenhuma variável foi estatisticamente significativa ao nível de significância de 5% ($p > 0,05$) com excepção do Tipo 1 de escola (escola com mais de 1500 alunos), com um efeito negativo ($\beta = -0.939, p < 0.05$). Assim, pode-se afirmar que ter maior número de alunos na escola impacta negativamente no seu desempenho acadêmico, em aproximadamente um (1) valor.

Outro aspecto que merece atenção neste modelo é a quantia da variância que é explicada pelo modelo. Observando os resultados da coluna Modelo 3 na Tabela 3 (página 8) verifica-se que a variância do nível 1 e nível 2, registaram uma redução de suas estimativas em relação ao modelo nulo. A estimativa da variância do nível 1 diminuiu de 8.373 para 8.090 e a estimativa da variância do nível 2 diminuiu de 6.894 para 6.149. Com essa redução pode-se calcular a porção da variância explicada no nível do aluno (3.4%) e no nível da escola (10.8%). Com estes valores, nota-se que a adição de variáveis contextuais (variáveis do nível alto – escola) reduziu a quantia da variância explicada,

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

observada dentro das escolas e aumentou a quantia da variância explicada, observada entre escolas, como era literalmente esperado.

Tomando o modelo 2 como referência, verifica-se um aumento da estimativa da variância do nível do aluno, de 8.074 no modelo 2 para 8.090 no modelo actual (Modelo 3). Este aumento da variância indica que o modelo não está a explicar da melhor forma a variabilidade do desempenho entre os alunos dentro das escolas, sugerindo a existência de mais variação não explicada pelo modelo entre os alunos dentro das escolas ($R^2 = -0,2\%$). Já, em relação ao nível 2, o modelo consegue explicar 7.6% da variação no desempenho dos alunos, no teste de proficiência em literacia. Todos os resultados estão na coluna Modelo 3 na Tabela 3 a seguir.

Tabela 3. Modelo sem variáveis explicativas (M1) e com variáveis do nível 1 (M2) e variáveis do nível 2 (M3) inseridas

NÍVEL 2 (PIS) inseridas									
Parâmetro	Modelo 1			Modelo 2			Modelo 3		
	Modelo sem variáveis explicativas de interceptos aleatórios			Modelo com variáveis do nível 1 de interceptos aleatórios			Modelo com variáveis do nível 2 de interceptos aleatórios		
Variáveis do Nível 1 (Aluno)									
Efeitos Fixos	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor
Intercepto	10,484206	0,166	0,000	9,616956	0,291966	0,000	11,28081	0,97235	0,000
Sexo = Masculino				0,138585	0,067744	0,042	0,146311	0,06807	0,032
Sexo = Feminino			
LM = Nunca				-1,627491	0,12335	0,000	-1,603878	0,12394	0,000
LM = As vezes				-1,226489	0,131057	0,000	-1,19582	0,1316	0,000
LM = Muitas vezes				-0,644958	0,142311	0,000	-0,626621	0,14289	0,000
LM = Sempre			
Idade				0,206292	0,022166	0,000	0,208233	0,22215	0,000
Variáveis do Nível 2 (Escola)									
Tipo 1 de escola							-0,939366	0,47058	0,047
Efeitos Aleatórios	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor
Variância do nível 1	8,372602	0,137	0,000	8,073614	0,132371	0,000	8,090306	0,13318	0,000
Variância do nível 2	6,893876	0,639	0,000	6,657812	0,619308	0,000	6,149065	0,58094	0,000
Variância do gênero									
Variância da LM									
Variância da idade									
Medidas de Ajuste do Modelo									
Correlação Intraclass (ICC)	45%			45%			43%		
Deviance (-2LL)	39186,593			38777,755			38481,536		
Parâmetros	3			8			23		
Deviance 1 - Deviance 2				408,838					
Deviance 2 - Deviance 3							296,219		
Graus de liberdade				5			15		
Qui-quadrado				11,070			24,996		
Variância explicada do nível 1				3,6%			3,4% (-0.2%)		
Variância explicada do nível 2				3,4%			10,8% (7.6%)		

Em seguida, foram removidas todas as variáveis (uma de cada vez) que não foram significativas no Modelo 3 e voltou-se a estimá-lo novamente, na quarta etapa com a adição do efeito aleatório das inclinações, que permitiu testar se a relação entre as variáveis explicativas *gênero*, *idade* e *língua materna* e a variável dependente *desempenho acadêmico*, varia de escola para escola. Esta etapa para além de se preocupar em testar o efeito diferenciado das inclinações ao longo das escolas, pretendia também testar se a presença do efeito aleatório das inclinações melhoraria a qualidade de ajuste do modelo estimado na etapa anterior (Modelo 5).

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

Portanto, os resultados obtidos mostram que a inclusão do efeito aleatório das inclinações melhorou a qualidade de ajuste do modelo, o que pode se observar pelo valor da deviance, que reduziu de 38777.755 para 38229.778. A melhoria deste modelo em comparação ao modelo anterior (Modelo 5) foi significativa, pois a diferença entre os deviance de ambos modelos (547.977) é maior do que o valor do qui-quadrado com 3 graus de liberdade [$\chi^2(3) = 7.815$]. Um problema que se observou após a inclusão do efeito aleatório das inclinações, tem a ver com a significância da variável gênero, que passou de 5% para 10% ($p = 0.05$). Todas as restantes variáveis foram significativas ao nível de significância de 5% ($p < 0.05$), como se pode ver na Tabela 4, a seguir.

Verifica-se que o efeito desta variável sobre o desempenho aumenta em cada aumento de uma unidade na sua escala de mensuração, ou seja, quanto mais o aluno fala português fora da escola, maior é o seu desempenho acadêmico. Com este resultado pode-se concluir que: (i) o facto de o aluno nunca ter falado português fora da escola, diminui o seu desempenho em 1.57 valores em relação a ter falado sempre; (ii) alunos que falam português fora da escola, as vezes, têm uma redução do seu desempenho em 0.95 valores comparados com alunos que falam sempre; (iii) já, para aqueles que falam muitas vezes, o efeito diminui o seu desempenho para 0.52 valores, comparados com os que falam sempre.

Corroborando este resultado, David (2014, p.14) enfatiza que a língua e cultura da socialização primária” é uma das variáveis com uma notável influência no desempenho académico dos alunos. Assim sendo, os alunos de origens sociais desfavorecidas, nas quais, a língua de socialização e os valores morais são contrários aos exigidos pela escola estariam em condições mais desfavoráveis para responderem às exigências do sistema escolar. Aliado a isso, Freire (2022, p.15) mostra que falar uma língua diferente, ou com algumas diferenças, daquela que a escola veicula, significa ter uma ligação a um determinado grupo cujos valores e atitudes podem não coincidir, não ser identitários ou comuns, com os da cultura da escola.

Timbane (2014) enfatiza que a Língua Portuguesa é a base para o sucesso dos alunos nas restantes disciplinas curriculares e quem não domina esta língua fica condenado ao insucesso nas outras disciplinas tais como. E segundo Gonçalves e Diniz (2004, p. 2) “se os alunos não dominarem esta língua, a compreensão dos conteúdos destas disciplinas fica seriamente posta em causa, impedindo o seu sucesso na vida escolar.”

Conforme Timbane (2009, p. 43), “a criança que tem a Língua Portuguesa como sua língua materna entra na escola enquanto já percorreu um caminho linguístico longo e já desenvolveu muitas habilidades comunicativas.” Portanto, ela possui uma vantagem e pode até ficar desmotivada pela metodologia usada com crianças cuja língua materna é a Língua Bantu. Esse aluno, cuja língua materna é Língua Portuguesa, traz de casa uma bagagem de conhecimentos básicos que lhe permite se comunicar com mais habilidade do que aquele que chega com uma língua diferente. Esta atitude

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

pode frustrar o aluno caso não sejam tomadas as devidas medidas pedagógicas.

Estes resultados mostram evidências estatisticamente significativas para que o governo continue com a política do combate ao insucesso escolar (o ensino bilíngue), sobretudo a sua manutenção nas zonas rurais, onde a língua portuguesa é vista como uma língua estrangeira, e assim, será possível reduzir o abandono escolar dos alunos e promover maior inclusão destes e a valorização das línguas locais (línguas bantu).

A idade teve um efeito positivo com um incremento de 0.19 valores na nota dos alunos. No entanto, constatou-se que todas as variáveis consideradas apresentaram coeficiente de regressão com efeito aleatório, sugerindo que o efeito da idade e língua materna sobre o desempenho acadêmico dos alunos varia entre escolas, ou seja, a relação entre estas variáveis e o desempenho acadêmico varia de escola para escola ($p < 0.05$).

Tabela 4. Modelos com as variáveis explicativas do nível 1 e 2 inseridas

Tabela 4: Modelos com as variáveis explicativas do nível 1 e 2 inseridas									
Parâmetro	Modelo 4			Modelo 5			Modelo 6		
	Modelo com variáveis do nível 2 não significativas removidas			Modelo com a variável Tipo 1 de escola removida			Modelo com interceptos e inclinações aleatórios		
Variáveis do Nível 1 (Aluno)									
Efeitos Fixos	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor
Intercepto	10,043257	0,406559	0,000	9,616956	0,291966	0,000	9,657288	0,318825	0,000
Sexo = Masculino	0,138302	0,067744	0,041	0,138585	0,067744	0,041	0,175352	0,104794	0,095
Sexo = Feminino									
LM = Nunca	-1,627245	0,12334	0,000	-1,627491	0,12335	0,000	-1,567406	0,20993	0,000
LM = As vezes	-1,226097	0,131049	0,000	-1,226489	0,131057	0,000	-0,946522	0,218338	0,000
LM = Muitas vezes	-0,645377	0,142306	0,000	-0,644958	0,142311	0,000	-0,517582	0,235793	0,029
LM = Sempre			0,000						
Idade	0,2064	0,022164	0,000	0,206292	0,022166	0,000	0,18591	0,025	0,000
Variáveis do Nível 2 (Escola)									
Tipo 1 de escola	-0,566005	0,377814	0,135						
Efeitos Aleatórios	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor	Estimativa	EP	P-valor
Variância do nível 1	8,073646	0,132371	0,000	8,073614	0,132371	0,000	6,829602	0,118508	0,000
Variância do nível 2	6,597706	0,614076	0,000	6,657812	0,619308	0,000	4,247989	0,705122	0,000
Variância do gênero							0,721262	0,114831	0,000
Variância da LM							1,744848	0,198092	0,000
Variância da idade							0,025872	0,005732	0,000
Medidas de Ajuste do Modelo									
Correlação Intraclass (ICC)	45%			45%			38%		
Deviance (-2LL)	38775,52			38777,755			38229,778		
Parâmetros	9			8			11		
Deviance 3 - Deviance 4	545,74								
Deviance 4 - Deviance 5				-2,235					
Deviance 5 - Deviance 6							547,977		
Graus de liberdade	-14			-1			3		
Qui-quadrado	NA			NA			7,815		
Variância explicada do nível 1	3,6% (-0.21%)			3,6% (0.0004%)			18,4% (15.4%)		
Variância explicada do nível 2	4,3% (-8.2%)			3,4% (-0.9%)			38,4% (36.2%)		

O Modelo 6 mostra ainda que ao assumir-se que as inclinações variam de escola para escola as variâncias do nível do aluno e do nível da escola diminuíram consistentemente. Dessa forma, fazendo o uso do coeficiente de determinação R^2 , adaptado ao modelo multinível, verifica-se que após a inclusão do efeito aleatório das inclinações, o modelo registou uma tremenda melhoraria do seu poder explicativo. O Modelo 6 passou a explicar 38.4% da variabilidade entre escolas e 18.4% da variabilidade dentro das escolas. Considerando o Modelo 5 como ponto de referência, este modelo explica 36.2% da variância do nível 2 e 15.4% da variância do nível 1.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Até neste momento, pesquisas mostram que o uso da abordagem de análise multinível em Moçambique é escasso. Portanto, acredita-se que este estudo tenha despertado os estudantes e pesquisadores de diversas áreas de conhecimento a necessidade de se aliarem a esta nova abordagem de análise de forma que em diante passem a olhar os problemas numa perspectiva mais complexa de análise.

O estudo mostrou que dentre as variáveis consideradas a idade e a língua materna são as variáveis que influenciam no desempenho acadêmico dos alunos, com um efeito positivo.

Sendo o desempenho do aluno fortemente influenciado pela língua materna (meio de socialização), paralelamente ao ensino bilingue, devem ser implementados programas comunitários de ensino à leitura, porque na óptica de vários autores é neste ponto onde reside o maior problema. Pode-se pensar também em outros programas de desenvolvimento sócio-económico rural, porque na maioria das vezes o desempenho acadêmico do aluno está associado ao nível de desenvolvimento sócio-económico do seu círculo social, de acordo com Timbane (2014).

Para as crianças que ainda não frequentam nenhuma classe, os pais que tenham condições deveriam apostar na sua integração no ensino pré-escolar, quanto cedo. Estudos como da UNICEF (2021, p. 9) mostram que a frequência do ensino pré-primário aumenta as probabilidades de as crianças terem “bom desempenho”, independentemente da sua idade ou sexo. Esta estratégia poderia ajudar a controlar o efeito significativo da idade que neste estudo foi positivo.

Referências

- AITKIN, M.; ANDERSON, D.; HINDE, J. *Statistical modeling in school effectiveness*. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General), London, v. 144, p. 1–43, 1981.
- AITKIN, M.; LONGFORD, N. T. *Statistical modeling issues in school effectiveness studies*. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General), London, v. 149, p. 1–43, 1986.
- 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, Rio de Janeiro, v. 51, n. 5, p. 854–878, 2017.
- BENNET, N. *Teaching styles and pupil progress*. London: Open Books, 1976.
- COLEMAN, J. S. *Equality of educational opportunity*. Washington, D.C.: Office of Education, 1966.
- COSTA, G. D. F. *Relações entre as orientações motivacionais e o desempenho escolar de alunos da 7ª série do ensino fundamental em matemática, na resolução de equações do 1º grau*. Dissertação (Mestrado em Educação) – Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2005.
- DAVID, M. B. *O ensino bilingue em Moçambique: uma análise sociológica da influência do contexto e das origens sociais dos alunos no seu desempenho escolar na EPC Lussa, Distrito de Gurúe*,

Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

Província da Zambézia. Monografia (Licenciatura em Sociologia) – Universidade Eduardo Mondlane, Maputo, 2017.

FARIA, E. M.; GUIMARÃES, R. R. M. *Excelência com equidade: factores escolares para o sucesso educacional em circunstâncias desfavoráveis*. Estudos em Avaliação Educacional, São Paulo, v. 26, n. 61, p. 3–25, 2015.

FERRÃO, M. E. *Introdução aos modelos de regressão multinível em educação*. Campinas: Komedi, 2003.

FERRÃO, M. E.; FERNANDES, C. *Modelo multinível: uma aplicação a dados de avaliação educacional*. Estudos em Avaliação Educacional, São Paulo, n. 22, p. 135–153, 2000.

FIELD, A. *Discovering statistics using IBM SPSS statistics*. 4. ed. Thousand Oaks, CA: Sage, 2013.

FONTES, M. *Rendimento escolar*. Knoow.net, 2017.

FREIRE, C. M. *O domínio da língua portuguesa como influenciador dos resultados escolares dos alunos, no 3º ciclo, com origem ou ascendência nos PALOP e no Brasil*. Dissertação (Mestrado em Estudos de Educação) – Universidade Nova de Lisboa, Lisboa, 2022.

GOMES, M. M. *Factores que facilitam e dificultam a aprendizagem*. Revista Educação Pública, Rio de Janeiro, 2018.

HAYDT, R. C. *Avaliação do processo ensino-aprendizagem*. 6. ed. São Paulo: Ática, 1997.

HECK, R. H.; THOMAS, S. L.; TABATA, L. N. *Multilevel and longitudinal modeling with IBM SPSS*. 2. ed. New York: Routledge, 2014.

HOX, J. J. *Applied multilevel analysis: techniques and applications*. Amsterdam: T-T Publikaties, 1995.

HOX, J. J. *Multilevel analysis: techniques and applications*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 2002.

JESUS, G. R. DE; LAROS, J. A. *Eficácia escolar: regressão multinível com dados de avaliação*. Revista Avaliação Psicológica, Porto Alegre, v. 3, n. 2, p. 93–106, 2004.

KREFT, I.; DE LEEUW, J. *Introducing multilevel modeling*. London: Sage, 1998.

LAROS, J. A.; MARCIANO, J. L. P. *Análise multinível aplicada aos dados do NELS:88*. Estudos em Avaliação Educacional, São Paulo, v. 19, n. 40, p. 3–21, 2008.

LAROS, J. A.; MARCIANO, J. L. P.; ANDRADE, J. M. DE. *Factores que afectam o desempenho na prova de matemática do SAEB: um estudo multinível*. Revista Avaliação Psicológica, Porto Alegre, v. 9, n. 2, p. 173–186, 2010.

LICUCO, P. M. *Aplicação de técnicas multivariadas para a identificação de factores determinantes no aproveitamento pedagógico*. Monografia (Licenciatura em Matemática e Informática) – Universidade Eduardo Mondlane, Maputo, 2011.

LUZ, L. S. *Os determinantes do desempenho escolar: a estratificação educacional e o efeito valor*



Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceite: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

adicionado. In: ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 15., 2006, Caxambu. Anais. Caxambu: ABEP, 2006.

MACEDO, G. A. *Factores associados ao rendimento escolar de alunos da 5ª série: uma abordagem do valor adicionado*. In: ENCONTRO NACIONAL DE ESTUDOS POPULACIONAIS, 14., 2004, Caxambu. Anais. Caxambu: ABEP, 2004.

MAROCO, J. *Análise estatística com o SPSS Statistics*. 5. ed. Lisboa: Report Number, 2011.

MENEZES-FILHO, N. A. *Os determinantes do desempenho escolar no Brasil*. São Paulo: Instituto Futuro Brasil, 2007.

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DESENVOLVIMENTO HUMANO. *Avaliação nacional: questionário da direcção*. 2. ed. Maputo: MINEDH, 2016.

MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO E DESENVOLVIMENTO HUMANO. *Plano estratégico de educação 2020–2029: relatório do desempenho do sector da educação 2021*. Maputo: MINEDH, 2022.

MONTEIRO, M. A. S. P. D. *Modelos de regressão multinível: uma aplicação na educação*. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Universidade do Minho, Braga, 2013.

NATIS, L. *Modelos lineares hierárquicos: construção e interpretação de escalas de conhecimento*. Estudos em Avaliação Educacional, São Paulo, n. 23, p. 3–29, 2001.

PALERMO, G. A.; SILVA, D. B. N.; NOVELLINO, M. S. F. *Factores associados ao desempenho escolar*. Revista Brasileira de Estudos de População, Rio de Janeiro, v. 31, n. 2, p. 367–394, 2014.

RAUDENBUSH, S. W.; BRYK, A. S. *Hierarchical linear models: applications and data analysis methods*. 2. ed. Thousand Oaks, CA: Sage, 2002.

SNIJDERS, T. A. B.; BOSKER, R. J. *Multilevel analysis: an introduction to basic and advanced multilevel modeling*. 2. ed. Thousand Oaks, CA: Sage, 2012.

SOARES, J. F. *O efeito da escola no desempenho cognitivo de seus alunos*. Revista Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación, v. 2, n. 2, p. 83–104, 2004.

TIMBANE, A. A. *A problemática do ensino da língua portuguesa na 1ª classe num contexto sociolinguístico urbano*. Dissertação (Mestrado em Educação) – Universidade Eduardo Mondlane, Maputo, 2009.

TIMBANE, A. A. *O ensino da língua portuguesa em Moçambique e a problemática da formação de professores primários*. Revista Artíficos, Ilhéus, v. 4, n. 7, 2014.

TWISK, J. W. R. *Applied multilevel analysis*. New York: Cambridge University Press, 2006.

UNICEF. *Assiduidade e desempenho escolar de crianças de escolas primárias em Moçambique*. Maputo: UNICEF, 2020.

UNITED STATES AGENCY FOR INTERNATIONAL DEVELOPMENT. *Melhorar os resultados de aprendizagem no ensino primário (SABER)*. Maputo: USAID, 2021.



Ano VI, v.1 2026 | submissão: 09/01/2026 | aceito: 11/01/2026 | publicação: 13/01/2026

VERNIER, L. D. S.; BAGOLIN, I. P.; JACINTO, P. A. *Factores que influenciam o desempenho escolar no estado do Rio Grande do Sul*. Revista de Economia e Sociologia Rural, Porto Alegre, v. 53, n. 1, p. 63–78, 2015.

Financiamento

O trabalho foi realizado com o apoio financeiro do Governo de Moçambique e do icipe – Banco Mundial, REF: RSIF/RA/022 para o PASET Fundo Regional de Bolsas de Estudo e Inovação. As opiniões expressas aqui não refletem necessariamente a opinião oficial dos doadores.