

**APLICAÇÃO DE MÉTODOS DE ESTATÍSTICA MATEMÁTICA NA SELEÇÃO DE
MODELOS DE PROCESSOS EDUCATIVOS ATRAVÉS DO EXEMPLO DO
MODELO “FLIPPED CLASSROOM”**

**APLICACIÓN DE MÉTODOS DE ESTADÍSTICA MATEMÁTICA EN LA SELECCIÓN
DE MODELOS DE PROCESOS EDUCATIVOS MEDIANTE EL EJEMPLO DEL
MODELO “FLIPPED CLASSROOM”**

**APPLICATION OF MATHEMATICAL STATISTICS METHODS IN THE SELECTION
OF EDUCATIONAL PROCESS MODELS BY THE EXAMPLE OF THE “FLIPPED
CLASSROOM” MODEL**



Elisaveta KONDRASHOVA¹
e-mail: e.kondrashova@mymail.academy

Como referenciar este artigo:

Kondrashova, E. (2026). Aplicação de métodos de estatística matemática na seleção de modelos de processos educativos através do exemplo do modelo “*Flipped Classroom*”. *Revista on line de Política e Gestão Educacional*, 30, e026043. <https://doi.org/10.22633/rpge.v30i00.21163>



| Submetido em: 25/09/2025
| Revisões requeridas em: 22/10/2025
| Aprovado em: 24/04/2026
| Publicado em: 18/05/2026

Editor: Prof. Dr. Sebastião de Souza Lemes

Editor Adjunto Executivo: Prof. Dr. José Anderson Santos Cruz

¹ Universidade Estadual de Engenharia Civil de Moscou (NRU MGSU), Moscou – Rússia. Doutora em Ciências Físicas e Matemáticas. Professora Adjunta, Departamento de Matemática Avançada.

RESUMO: O estudo avalia a preparação dos estudantes para utilizar o modelo de sala de aula invertida e identifica os fatores que influenciam sua implementação no ensino superior. A pesquisa combinou entrevistas exploratórias com um questionário respondido por 126 estudantes. Estatísticas descritivas, análise de correlação e regressão foram utilizadas para avaliar dez preditores. Os resultados indicam que a prontidão está relacionada sobretudo à personalização percebida, ao compromisso com o modelo, à atitude positiva diante dos recursos online, à aplicação de conhecimentos prévios e ao trabalho independente. A implementação deve ser gradual e apoiada por materiais claros, infraestrutura digital estável, orientação docente e monitoramento da carga de trabalho.

PALAVRAS-CHAVE: Sala de aula invertida. Preparação do aluno. Estatística matemática. Análise de regressão. Ensino superior.

RESUMEN: El estudio evalúa la disposición de los estudiantes para utilizar el modelo de aula invertida e identifica los factores que influyen en su implementación en la educación superior. La investigación combinó entrevistas exploratorias con un cuestionario respondido por 126 estudiantes. Se utilizaron estadísticas descriptivas, análisis de correlación y regresión para evaluar diez predictores. Los resultados muestran que la disposición se relaciona principalmente con la personalización percibida, el compromiso con el modelo, la actitud positiva hacia los recursos en línea, la aplicación de conocimientos previos y el trabajo independiente. La implementación debe ser gradual y apoyarse en materiales claros, infraestructura digital estable, orientación docente y seguimiento de la carga de trabajo.

PALABRAS CLAVE: Aula invertida. Preparación del alumnado. Estadística matemática. Análisis de regresión. Educación superior.

ABSTRACT: The study assesses students' readiness to use the "flipped classroom" model and identifies the factors influencing its implementation in higher education. The research combined exploratory interviews with a questionnaire completed by 126 students. Descriptive statistics, correlation analysis and regression modelling were used to evaluate ten predictors. The results show that readiness is mainly related to perceived personalization, commitment to the model, positive attitudes toward online resources, application of prior knowledge and independent work. The findings indicate that implementation should be gradual and supported by clear materials, stable digital infrastructure, teacher guidance and workload monitoring.

KEYWORDS: Flipped classroom. Student readiness. Mathematical statistics. Regression analysis. Higher education.

INTRODUÇÃO

O ensino superior contemporâneo exige, cada vez mais, modelos de ensino que combinem rigor metodológico, ferramentas digitais e sensibilidade às necessidades de aprendizagem dos alunos. Abordagens ultrapassadas e centradas no professor podem reduzir o envolvimento, limitar a personalização e enfraquecer o *feedback*; no entanto, qualquer transição para um novo modelo deve basear-se em evidências sobre a preparação dos alunos.

Este estudo examina o modelo de sala de aula invertida como uma alternativa na qual os alunos primeiro trabalham com os materiais didáticos antes da aula e, em seguida, utilizam o tempo em sala de aula para discussão, resolução de problemas e aplicação do conhecimento. O problema de pesquisa consiste em determinar quais fatores influenciam mais fortemente a preparação dos alunos para adotar esse modelo e suas modificações.

O estudo baseia-se principalmente em métodos quantitativos, pois eles permitem que as percepções dos alunos sejam medidas, comparadas e modeladas estatisticamente. A análise quantitativa ajuda a identificar relações significativas entre a preparação para a aprendizagem invertida e variáveis como atitudes em relação a recursos on-line, trabalho independente, conhecimento prévio e aprendizagem personalizada (Appels et al., 2024; Little et al., 2024).

As abordagens qualitativas continuam sendo importantes para compreender as visões, crenças e contextos de aprendizagem dos alunos (Kanygin, 2013; Wallwey & Kajfez, 2023). Neste estudo, contribuições qualitativas foram utilizadas na fase preliminar para formular os fatores da pesquisa, enquanto a análise principal foi quantitativa.

O uso combinado de dados qualitativos exploratórios e modelagem quantitativa oferece uma base holística para o estudo das mudanças educacionais (Sulukova & Yerkulov, 2024). Além disso, contribui para o objetivo prático de adaptar os modelos de ensino às necessidades dos alunos antes da implementação institucional.

Nesse contexto, o objetivo do artigo é avaliar a preparação dos alunos para utilizar o modelo de sala de aula invertida e identificar os fatores que mais influenciam essa preparação. Os resultados têm como objetivo orientar decisões pedagógicas, e não apenas comparar modelos estatísticos.

Vários modelos de ensino fornecem a fundamentação teórica para o estudo. O modelo baseado em competências concentra-se na formação de habilidades profissionais e resultados de aprendizagem (Savva et al., 2023), mas sua implementação pode ser complicada pela ausência de definições unificadas de competências, recursos insuficientes e ferramentas de avaliação limitadas (Razuvaeva, 2012).

A educação híbrida integra o ensino presencial com a interação on-line, ampliando a aprendizagem para além da sala de aula. Sua eficácia depende de uma infraestrutura digital estável e de mecanismos de *feedback*; caso contrário, falhas técnicas e sessões *on-line* perdidas podem criar lacunas na aprendizagem (Krylova, 2020).

O modelo de sala de aula invertida aborda algumas dessas limitações, disponibilizando os materiais de aprendizagem antes da aula e utilizando o tempo em sala de aula para atividades práticas. O desenvolvimento histórico dessa abordagem está associado a M. V. Nechkina na tradição pedagógica soviética (Zolotareva, 2022) e ao modelo tecnológico proposto por Bergmann e Sams (2012) no contexto ocidental.

Nesse modelo, os alunos estudam materiais estruturados de forma independente antes da aula e, em seguida, discutem, resolvem problemas e aplicam conhecimentos com o apoio do instrutor. Esse formato pode promover a aprendizagem ativa, melhorar a assimilação e tornar a interação em sala de aula mais produtiva (Al-Samarraie et al., 2020).

Ao mesmo tempo, o modelo requer adaptação às condições institucionais, à preparação dos alunos e à capacidade dos professores (Prokhorova et al., 2020). Uma adaptação é a aprendizagem de domínio invertida, que combina a preparação pré-aula com o ritmo individual e a demonstração dos resultados de aprendizagem antes de passar para a próxima unidade (Bergmann & Sams, 2013).

A inteligência artificial pode apoiar ainda mais a aprendizagem invertida ao automatizar tarefas rotineiras, analisar dados de aprendizagem e ajudar a personalizar os materiais (Eltunova & Nesterov, 2021). Portanto, a escolha de um modelo de sala de aula invertida deve ser tratada não como uma mudança puramente tecnológica, mas como uma decisão pedagógica que requer evidências sobre a preparação dos alunos.

MATERIAIS E MÉTODOS

Foram utilizados métodos quantitativos para avaliar a preparação para a aprendizagem invertida e para determinar quais fatores têm efeitos estatisticamente significativos. A análise combinou estatística descritiva, análise de correlação e modelagem de regressão, métodos adequados para avaliar a preparação digital e a inovação didática no ensino superior (Dneprovskaya, 2018; Eltsov & Eltsova, 2021; Shutenko, 2016; Sidorov & Voronov, 2020; Zarubina & Fateeva, 2017).

Na fase exploratória, seis alunos de diferentes cursos e perfis de estudo foram entrevistados utilizando uma abordagem em bola de neve. Eles foram apresentados ao conceito de sala de aula invertida e solicitados a identificar fatores que poderiam influenciar sua percepção sobre a transição de um modelo tradicional para a aprendizagem invertida.

Com base nisso, foi desenvolvido um questionário quantitativo que incluía dez variáveis preditoras: disposição para integrar a sala de aula invertida (X_1), necessidades de infraestrutura (X_2), preparação para um trabalho mais independente e extracurricular (X_3), disposição para aplicar conhecimentos previamente adquiridos em sala de aula (X_4), uso de fontes adicionais de informação (X_5), atitude em relação a recursos on-line e livros didáticos digitais (X_6), percepção de materiais didáticos digitais, como apresentações e aulas em vídeo (X_7), melhoria esperada na interação com os instrutores (X_8), percepção de apoio à aprendizagem personalizada e compreensão do currículo (X_9), e preparação para treinamento profissionalizante adicional (X_{10}). A variável dependente foi a preparação geral dos alunos para implementar o modelo de sala de aula invertida e suas possíveis modificações (Y). Todas as variáveis foram avaliadas em uma escala de 0 a 100.

A pesquisa contou inicialmente com 130 participantes. Após excluir respostas incompletas e casos com superestimativas evidentemente tendenciosas em todos os fatores, a amostra final foi composta por 126 estudantes. Esse tamanho de amostra permite a realização de análises estatísticas exploratórias, embora os resultados devam ser interpretados com cautela no que diz respeito a generalizações mais amplas.

Foram calculadas estatísticas descritivas para cada fator, seguidas de análises de correlação e regressão para determinar a relação entre as variáveis preditoras e a variável-alvo.

RESULTADOS

As estatísticas descritivas revelam que os alunos se mostraram, em sua maioria, favoráveis aos recursos on-line e aos livros didáticos digitais (X_6 ; média = 81,2, mediana = 89). A pontuação média mais baixa foi registrada na preparação para o aumento do trabalho independente e extracurricular (X_3 ; média = 52,74, mediana = 50). Os altos desvios padrão para necessidades de infraestrutura ($X_2 = 25,92$) e treinamento profissionalizante adicional ($X_{10} = 25,95$) indicam respostas heterogêneas. O interesse geral em utilizar o modelo foi moderadamente alto (X_1 ; média = 67,13, mediana = 69).

Análises de correlação e regressão foram então utilizadas para identificar relações entre os fatores e selecionar os preditores mais informativos.

A matriz de correlação foi utilizada para detectar relações fortes entre os preditores e potencial multicolinearidade. A formatação condicional foi aplicada na Figura 1: o verde indica correlações mais fortes e o vermelho, correlações mais fracas.

Figura 1.
Coefficientes de correlação

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	Y1
X1	1	0,39944619	0,47557937	0,49046163	0,31992861	0,40434488	0,66000515	0,53163938	0,50388376	0,23684433	0,64657929
X2	0,39944619	1	0,37616051	0,39468316	0,30131805	0,3086885	0,51184602	0,3832948	0,48068377	0,19934694	0,46308988
X3	0,47557937	0,37616051	1	0,54168346	0,4205974	0,27860665	0,43853712	0,48776533	0,51914521	0,35658458	0,52910804
X4	0,49046163	0,39468316	0,54168346	1	0,34798658	0,46334842	0,41856683	0,45809828	0,46672412	0,47288941	0,55320231
X5	0,31992861	0,30131805	0,4205974	0,34798658	1	0,34230543	0,28337358	0,22611983	0,26394347	0,25734734	0,3512224
X6	0,40434488	0,3086885	0,27860665	0,46334842	0,34230543	1	0,53821139	0,34046771	0,41269693	0,28503105	0,51418645
X7	0,66000515	0,51184602	0,43853712	0,41856683	0,28337358	0,53821139	1	0,5245434	0,65750476	0,20142765	0,61979373
X8	0,53163938	0,3832948	0,48776533	0,45809828	0,22611983	0,34046771	0,5245434	1	0,73062523	0,39057611	0,60296792
X9	0,50388376	0,48068377	0,51914521	0,46672412	0,26394347	0,41269693	0,65750476	0,73062523	1	0,41006377	0,64847008
X10	0,23684433	0,19934694	0,35658458	0,47288941	0,25734734	0,28503105	0,20142765	0,39057611	0,41006377	1	0,3561801
Y1	0,64657929	0,46308988	0,52910804	0,55320231	0,3512224	0,51418645	0,61979373	0,60296792	0,64847008	0,3561801	1

Nota. Elaborada pela autora.

A Figura 1 mostra uma forte correlação ($> 0,7$) entre a melhoria esperada na interação com o instrutor (X₈) e o apoio percebido à aprendizagem personalizada e à compreensão do currículo (X₉). Como X₈ apresentava uma relação mais fraca com a variável-alvo, foi excluída para reduzir a multicolinearidade. A Figura 2 apresenta a matriz de correlação revisada.

Figura 2.
Coefficientes de correlação sem multicolinearidade

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X9	X10	Y1
X1	1	0,39945	0,47558	0,49046	0,31993	0,40434	0,66001	0,50388	0,23684	0,64658
X2	0,39945	1	0,37616	0,39468	0,30132	0,30869	0,51185	0,48068	0,19935	0,46309
X3	0,47558	0,37616	1	0,54168	0,4206	0,27861	0,43854	0,51915	0,35658	0,52911
X4	0,49046	0,39468	0,54168	1	0,34799	0,46335	0,41857	0,46672	0,47289	0,5532
X5	0,31993	0,30132	0,4206	0,34799	1	0,34231	0,28337	0,26394	0,25735	0,35122
X6	0,40434	0,30869	0,27861	0,46335	0,34231	1	0,53821	0,4127	0,28503	0,51419
X7	0,66001	0,51185	0,43854	0,41857	0,28337	0,53821	1	0,6575	0,20143	0,61979
X9	0,50388	0,48068	0,51915	0,46672	0,26394	0,4127	0,6575	1	0,41006	0,64847
X10	0,23684	0,19935	0,35658	0,47289	0,25735	0,28503	0,20143	0,41006	1	0,35618
Y1	0,64658	0,46309	0,52911	0,5532	0,35122	0,51419	0,61979	0,64847	0,35618	1

Nota. Elaborada pela autora.

Em seguida, foi realizada uma regressão linear múltipla. Para avaliar a significância das variáveis, foram analisados os valores de p associados aos coeficientes de regressão, e as variáveis com valores de p superiores a 0,05 foram selecionadas para exclusão do modelo. As variáveis excluídas foram X₂, X₃, X₄, X₅, X₇ e X₁₀, com os respectivos valores p de 0,382, 0,230, 0,213, 0,733, 0,671 e 0,719.

Seguiu-se uma análise de regressão secundária, confirmando que todos os valores p estavam abaixo de 0,05. Para avaliar a qualidade do modelo, utilizou-se o teste de razão de Fisher, cujo valor calculado foi de 58,885, muito acima do valor crítico de 2,679. Isso comprova a significância estatística do modelo. Além disso, aplicando o teste t de Student, avaliou-se a significância dos coeficientes de regressão que, de acordo com os dados empíricos, também se mostraram estatisticamente significativos em comparação com o valor crítico de 1,980.

O tipo de equação para este modelo de regressão linear é o seguinte (1):

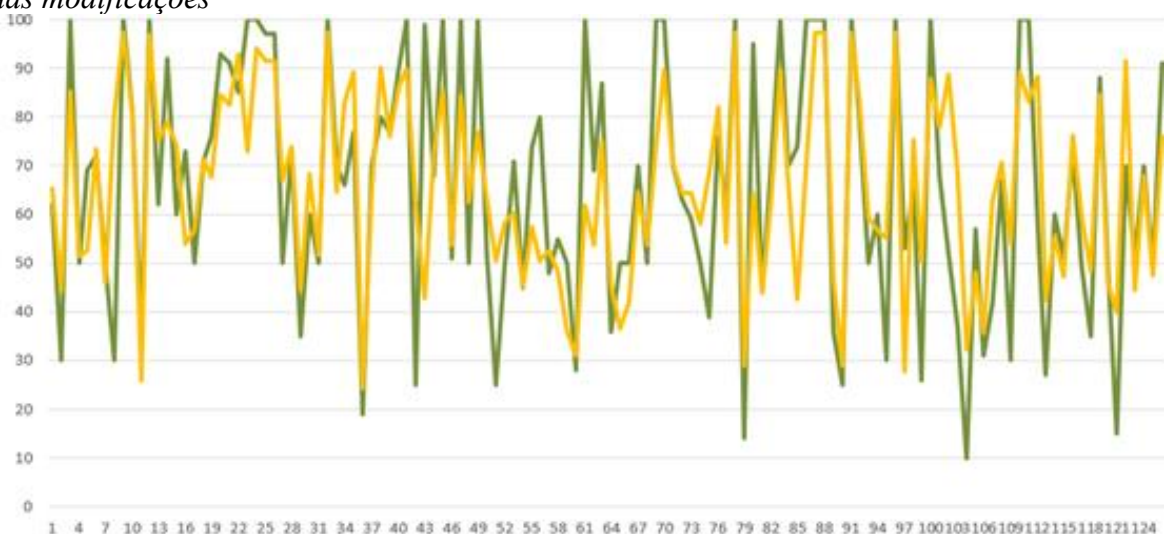
$$Y = -5,298 + 0,378 \cdot X_1 + 0,241 \cdot X_6 + 0,407 \cdot X_9, \quad (1)$$

no qual Y significa “preparação para a implementação do modelo de sala de aula invertida e suas possíveis modificações”; X_1 – “compromisso com a integração do modelo educacional de sala de aula invertida no processo de aprendizagem”; X_6 – “atitude em relação ao uso de recursos *on-line* e livros didáticos digitais no processo de aprendizagem”; X_9 – “avaliação de como o modelo de sala de aula invertida promove uma abordagem individualizada à sua aprendizagem e ajuda a melhorar sua compreensão do currículo”.

Utilizando essa equação, foram derivados os valores estimados de Y e os valores de erro de regressão. Os modelos preditivos e descritivos são ilustrados na Figura 3:

Figura 3.

Gráfico de previsão da prontidão dos alunos para utilizar o modelo de sala de aula invertida e suas modificações



Nota. A linha verde representa os dados reais, enquanto a linha amarela representa os valores calculados. Elaborada pela autora.

A equação de regressão obtida demonstra uma relação significativa entre as variáveis independentes e dependentes. O erro de aproximação de 25,11% está dentro de limites aceitáveis, indicando uma precisão de previsão satisfatória para pesquisas educacionais exploratórias.

Foi realizada uma análise mais aprofundada no RStudio, que foi utilizado para comparar especificações alternativas do modelo e selecionar a solução mais interpretável.

Quatro modelos lineares foram comparados. O Modelo 1 incluiu todos os fatores; o Modelo 2 excluiu preditores estatisticamente insignificantes; o Modelo 3 foi gerado por regressão direta por *stepwise* utilizando o critério de informação de Akaike; e o Modelo 4 baseou-se nos fatores retidos após a verificação de multicolinearidade.

Os resultados obtidos ao trabalhar no ambiente RStudio para o modelo de regressão por *stepwise* são apresentados na Figura 4.

Figura 4.

Valores da análise de regressão múltipla para o modelo de regressão por stepwise

```
Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-49.607  -9.139   -0.553    8.108   56.847

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  -8.13655     6.09842  -1.334  0.18466
x9             0.33482     0.07961   4.206 5.04e-05 ***
x1             0.31468     0.07273   4.327 3.15e-05 ***
x6             0.20516     0.07774   2.639  0.00942 **
x4             0.13257     0.08648   1.533  0.12794
x3             0.10801     0.07291   1.482  0.14109
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 15.79 on 120 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.6137,    Adjusted R-squared:  0.5976
F-statistic: 38.13 on 5 and 120 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

Nota. Elaborada pela autora.

O último modelo considerado baseia-se nos fatores identificados no estudo realizado no início da análise (utilizando multicolinearidade). Os resultados obtidos são apresentados na Figura 5.

Figura 5.

Valores da análise de regressão múltipla

```

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-50.533  -9.488   1.264   8.367  56.231

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) -5.29824     6.06943  -0.873   0.38441
X1           0.37805     0.06998   5.402 3.31e-07 ***
X6           0.24143     0.07589   3.181  0.00186 **
X9           0.40681     0.07555   5.384 3.59e-07 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 16.1 on 122 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5915,    Adjusted R-squared:  0.5815
F-statistic: 58.88 on 3 and 122 DF,  p-value: < 2.2e-16
    
```

Nota. Elaborada pela autora.

Os modelos foram comparados com base em três indicadores: coeficiente de determinação (R_squared), critério de informação de Akaike (AIC) e critério de Schwarz (SC) (Figura 6).

Figura 6.

Coefficiente de determinação, critérios de Akaike e de Schwarz para modelos lineares

	Model	AIC	SC	R_squared
1	Model 1	1067.459	1101.495	0.6238218
2	Model 2	1060.795	1080.649	0.6137302
3	Model 3	1060.795	1080.649	0.6137302
4	Model 4	1080.037	1094.218	0.5354845

Nota. Elaborada pela autora.

A comparação mostra que o Modelo 1 apresenta o maior coeficiente de determinação, mas os Modelos 2 e 3 apresentam valores mais baixos do critério de informação de Akaike e, portanto, ajustam-se aos dados de forma mais eficiente, sem complexidade desnecessária.

O critério de Schwarz também corrobora os Modelos 2 e 3, uma vez que valores mais baixos indicam um equilíbrio mais adequado entre o ajuste do modelo e o número de parâmetros.

O Modelo 2 foi selecionado como o modelo mais adequado porque combinava interpretabilidade com desempenho preditivo aceitável. Seu coeficiente de correlação entre os valores previstos e os valores reais foi de 0,78, o erro quadrático médio foi de 15,4 e o erro de aproximação foi de 0,24.

A equação de regressão linear múltipla para este modelo é:

$$Y = -8,13655 + 0,31468 \cdot X_1 + 0,10801 \cdot X_3 + 0,13257 \cdot X_4 + 0,20516 \cdot X_6 + 0,33482 \cdot X_9, \quad (2)$$

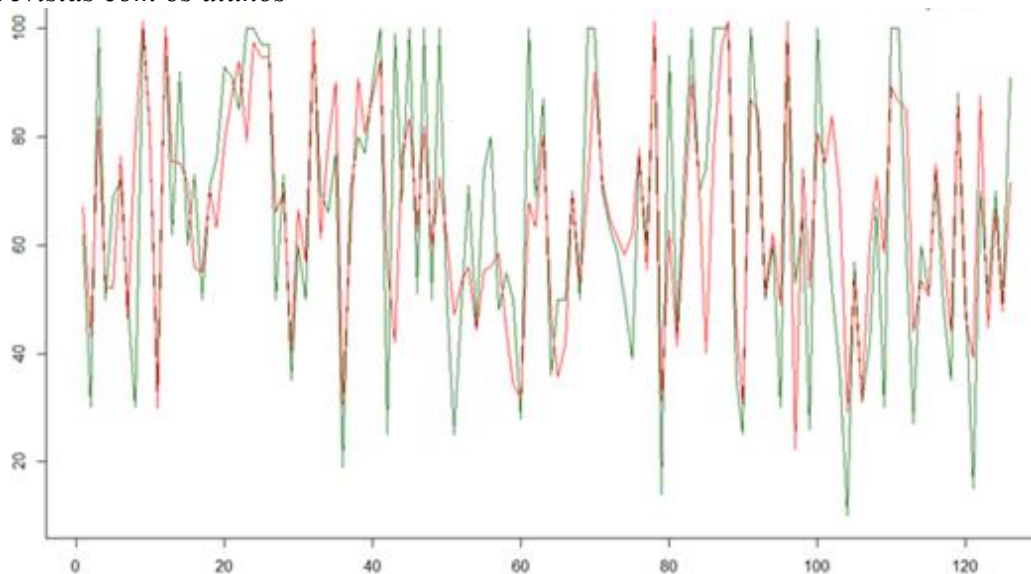
na qual Y é “preparação para a implementação do modelo de sala de aula invertida e suas possíveis modificações”; X_1 – “compromisso com a integração do modelo educacional de sala de aula invertida no processo de aprendizagem”; X_3 – “preparação para ampliar a quantidade de trabalho autônomo e extracurricular”; X_4 – “disposição para utilizar o conhecimento previamente adquirido no decorrer da aprendizagem em sala de aula”; X_6 – “atitude em relação ao uso de recursos on-line e livros didáticos digitais no processo de aprendizagem”; X_9 – “avaliação de como o modelo de sala de aula invertida promove uma abordagem individualizada à sua aprendizagem e ajuda a melhorar sua compreensão do currículo”.

Todos os preditores mantidos no modelo selecionado apresentam coeficientes positivos. O efeito mais forte está associado à aprendizagem personalizada e à melhor compreensão do currículo (X_9). O comprometimento geral dos alunos com a sala de aula invertida (X_1), a atitude positiva em relação aos recursos on-line e aos livros didáticos digitais (X_6), a disposição para aplicar conhecimentos prévios em sala de aula (X_4) e a disposição para um trabalho mais independente (X_3) também aumentam a disposição geral. Do ponto de vista pedagógico, isso significa que o modelo tem mais chances de sucesso quando os materiais digitais estão acessíveis, os alunos percebem benefícios claros para a aprendizagem pessoal e os professores elaboram atividades em sala de aula que conectam a preparação pré-aula com a aplicação prática.

Passamos agora ao gráfico que prevê a preparação dos alunos para usar o modelo de sala de aula invertida e suas modificações (Figura 7, onde o eixo das abscissas mostra o número de alunos e o eixo das ordenadas mostra a escala de 100 pontos).

Figura 7.

Gráfico comparando os valores previstos da variável dependente e os valores obtidos por meio de entrevistas com os alunos



Nota. A linha verde representa os dados reais, enquanto a linha vermelha representa os valores calculados. Elaborada pela autora.

O modelo apresenta uma eficiência aceitável para fins exploratórios: o coeficiente de correlação é de 0,783 e o erro de aproximação é de 24,203%, o que é ligeiramente inferior ao do modelo de regressão linear anterior.

DISCUSSÃO

Os resultados estão em consonância com pesquisas que associam a aprendizagem invertida à participação ativa, à preparação prévia e a uma interação mais produtiva em sala de aula (Al-Samarraie et al., 2020; Bergmann & Sams, 2012). Eles também complementam estudos sobre a educação híbrida, que enfatizam que os recursos digitais só apoiam a aprendizagem quando a infraestrutura, o *feedback* e a autonomia do aluno estão organizados de forma adequada (Krylova, 2020). Neste estudo, a maior preparação foi associada às atitudes em relação aos recursos on-line e à personalização percebida, o que confirma que os alunos avaliam a aprendizagem invertida principalmente por meio de sua utilidade prática.

Essas descobertas têm implicações pedagógicas diretas. Antes de implementar o modelo de sala de aula invertida, as universidades devem preparar materiais concisos pré-aula, fornecer orientação para o trabalho independente, garantir acesso estável aos recursos digitais e treinar os instrutores para usar o tempo de aula para discussão, resolução de problemas e *feedback*. A pontuação relativamente baixa para a preparação para expandir o trabalho independente sugere

que o modelo deve ser introduzido gradualmente, com expectativas claras de carga de trabalho e mecanismos de apoio.

Embora os modelos polinomiais tenham apresentado menor erro de aproximação, o modelo de regressão linear continua sendo preferível para a tomada de decisões pedagógicas, pois seus coeficientes são mais fáceis de interpretar e traduzir em recomendações didáticas. Portanto, o modelo estatístico não é apenas uma ferramenta de previsão, mas também uma base para a seleção de medidas práticas que possam melhorar a preparação dos alunos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo avaliou a preparação dos alunos para utilizar o modelo de sala de aula invertida e identificou os fatores que mais influenciam essa preparação. Com base nas respostas de 126 alunos, a análise mostrou que a preparação é moldada principalmente pela percepção de personalização e compreensão do currículo (X_9), pelo compromisso com a adoção do modelo (X_1), por atitudes positivas em relação a recursos on-line e livros didáticos digitais (X_6), pela preparação para aplicar conhecimentos prévios durante a aula (X_4) e pela disposição para o trabalho independente (X_3).

Os resultados indicam que a implementação bem-sucedida da sala de aula invertida requer mais do que materiais digitais. Ela depende de um projeto pedagógico equilibrado, no qual a preparação pré-aula, a interação em sala de aula, o *feedback* e a carga de trabalho sejam coordenados. A pontuação relativamente baixa para o trabalho independente sugere que os alunos precisam de orientação estruturada e adaptação gradual.

Na prática, as universidades devem introduzir o modelo por meio de cursos-piloto, fornecer materiais digitais curtos e acessíveis, treinar professores para organizar tarefas ativas em sala de aula e monitorar a carga de trabalho e o *feedback* dos alunos. Essas medidas podem melhorar a preparação e reduzir os riscos associados a uma transição abrupta do ensino tradicional.

O estudo é limitado pelo tamanho da amostra e pelo caráter exploratório da pesquisa. Pesquisas futuras devem testar o modelo com amostras maiores e mais diversificadas, comparar disciplinas e instituições e combinar modelagem quantitativa com *feedback* qualitativo de alunos e instrutores.

REFERÊNCIAS

- Al-Samarraie, H., Shamsuddin, A., & Alzahrani, A. I. (2020). A flipped classroom model in higher education: A review of the evidence across disciplines. *Educational Technology Research and Development*, 68, 1017–1051. <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09718-8>
- Appels, L., De Maeyer, S., & Van Petegem, P. (2024). Re-imagining educational quality: The need for a multidimensional approach in evaluating educational quality through TIMSS data. *Studies in Educational Evaluation*, 83, Article 101409. <https://doi.org/10.1016/j.stueduc.2024.101409>
- Bergmann, J., & Sams, A. (2012). *Flip your classroom: Reach every student in every class every day*. International Society for Technology in Education.
- Bergmann, J., & Sams, A. (2013). Flipping for mastery. *Educational Leadership*, 71(4), 24–29.
- Dneprovskaya, N. V. (2018). Otsenka gotovnosti rossiyskogo vysshego obrazovaniya k tsifrovoy ekonomike [Assessment of the readiness of the Russian higher education for the digital economy]. *Statistics and Economics*, 15(4), 16–28. <https://doi.org/10.21686/2500-3925-2018-4-16-28>
- Eltsov, A. V., & Eltsova, L. F. (2021). O realizatsii nekotorykh didakticheskikh printsipov obucheniya v elektronnoy informatsionno-obrazovatel'noy srede vuza [On the realization of some didactic principles of university training in the electronic informational and educational environment]. *Personality in a Changing World: Health, Adaptation, Development*, 9(3), 249–256. <https://doi.org/10.23888/humJ20213249-257>
- Eltunova, I. B., & Nesterov, A. S. (2021). Ispol'zovaniye algoritmov iskusstvennogo intellekta v obrazovanii [Use of artificial intelligence algorithms in education]. *Modern Pedagogical Education*, 11, 150–154.
- Kanygin, G. V. (2013). Analiz kachestvennykh dannykh kak nauchnyy metod [Qualitative data analysis as a scientific method]. *St. Petersburg Sociology Today*, 4, 253–266.
- Krylova, E. A. (2020). Tekhnologiya smeshannogo obucheniya v sisteme vysshego obrazovaniya [Blended learning in higher education]. *Tomsk State Pedagogical University Bulletin*, 1(207), 86–93. <https://doi.org/10.23951/1609-624X-2020-1-86-93>
- Little, T. D., Stickley, Z. L., Rioux, C., & Wu, W. (2024). Quantitative research methods. In W. Troop-Gordon & E. W. Neblett Jr. (Eds.), *Encyclopedia of adolescence* (2nd ed., pp. 403–417). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-96023-6.00095-6>
- Prokhorova, M. P., Lebedeva, T. E., & Grigoryan, K. M. (2020). Sovremennyye metody i tekhnologii obucheniya v vysshey shkole: obzor zarubezhnogo opyta [Modern teaching methods and technologies in higher education: A review of foreign experience]. *Problemy Sovremennogo Pedagogicheskogo Obrazovaniya*, 66(4), 235–238.
- Razuvaeva, T. A. (2012). Kompetentnostnaya model' obrazovaniya: kratkiy analiz klyuchevykh ponyatiy i problem realizatsii [Competence-based education: Analysis of the key

concepts and problems]. *Izvestiya Penzenskogo Gosudarstvennogo Pedagogicheskogo Universiteta im. V.G. Belinskogo*, 28, 986–989.

- Savva, L. I., Novikova, T. B., Kurzaeva, L. V., & Dubrovsky, V. V. (2023). Razrabotka kompetentnostnoy modeli trebovaniy k rezul'tatam obucheniya spetsialistov sfery komp'yuternoy grafiki i igrovykh spetseffektov [Development of a competent model of requirements for the results of training specialists in the field of computer graphics and game special effects]. *Bulletin of Orenburg State University*, 1(237), 65–72. <https://doi.org/10.25198/1814-6457-237-65>
- Shutenko, A. I. (2016). Informatsionnyye tekhnologii distantsionnogo obucheniya kak instrumenty povysheniya dostupnosti i polnotsennosti vuzovskoy podgotovki [Information technologies of distance learning as tools of improvement of accessibility and fulness of higher education]. *Bulletin on Pedagogy and Psychology of Southern Siberia*, 4, 56–67.
- Sidorov, I. A., & Voronov, S. A. (2020). Metody matematicheskoy statistiki v izuchenii tekhnologii razvitiya upravlencheskoy kompetentsii kursantov [Methods of mathematical statistics in studying the technology of development of management competence of courses]. *Scientific and Analytical Journal “Vestnik Saint-Petersburg University of State Fire Service of EMERCOM of Russia,”* 4, 120–125.
- Sulukova, L. F., & Yerkulov, B. A. (2024). Metodika otsenki kachestva obrazovatel'noy informatsionnoy sistemy [Methodology for assessing the quality of an educational information system]. *International Journal of Advanced Technology and Natural Sciences*, 1(5), 95–99.
- Wallwey, C., & Kajfez, R. L. (2023). Quantitative research artifacts as qualitative data collection techniques in a mixed methods research study. *Methods in Psychology*, 8, Article 100115. <https://doi.org/10.1016/j.metip.2023.100115>
- Zarubina, E. V., & Fateeva, N. B. (2017). Kolichestvennyye metody izucheniya organizatsionnoy kul'tury predpriyatiya [Quantitative methods of studying the organisational culture]. *Agrarnoye Obrazovaniye i Nauka*, 4, 36.
- Zolotareva, S. A. (2022). Metod “perevernutogo klassa”: istoriya i opyt primeneniya [The “flipped classroom” method: History and experience]. *Mir Nauki, Kultury, Obrazovaniya*, 2(93), 30–32.

CRedit Author Statement

- ☐ **Reconhecimentos:** Gostaria de agradecer ao revisor e ao editor pela ajuda na revisão do artigo.
 - ☐ **Financiamento:** Não se aplica.
 - ☐ **Conflitos de interesse:** Não se aplica.
 - ☐ **Aprovação ética:** Não se aplica.
 - ☐ **Disponibilidade de dados e material:** Dados disponíveis mediante solicitação.
 - ☐ **Contribuições dos autores:** Elisaveta Kondrashova – Conceitualização, Curadoria de dados, Análise formal, Investigação, Metodologia e Redação.
-

Processamento e editoração: Editora Ibero-Americana de Educação
Revisão, formatação, normalização e tradução

