

Impacto do conteúdo e da velocidade de vídeos na retenção de informação a curto e a longo prazo - Planejamento e análise do experimento

Caio M. de Almeida - 15444560 Eduardo Yukio G. Ishihara - 15449012
Gustavo S. Garone - 15458155 Ian B. Loures - 15459667
João Victor G. de Sousa - 15463912

2025-12-05

Este projeto descreve um experimento randomizado para avaliar o efeito da velocidade de reprodução (VR) de vídeos educativos e do conteúdo do vídeo (CV) sobre a retenção imediata e tardia (memória de prazo intermediário e de longo prazo) de informação em estudantes de graduação da área de exatas. O delineamento combina dois fatores fixos (CV: Matemática ou Biologia; VR: 1x ou 2x) e prevê medidas repetidas (teste imediato e reteste após 1 semana). Apresentam-se neste documento os objetivos, justificativa teórica, desenho experimental, plano de coleta e procedimentos de análise estatística, além de considerações éticas e orçamento estimado. São apresentadas as conclusões da análise e considerações importantes sobre os métodos utilizados, suas limitações e passos futuros.

Introdução

A educação mediada por vídeos (videoaulas) tornou-se uma prática central no ensino superior. Estudantes comumente recorrem ao aumento na velocidade de reprodução (VR) como estratégia para economizar tempo [1]. A literatura sugere efeitos variados: enquanto aumentos moderados (e.g. até 1.5x) frequentemente não prejudicam a compreensão, velocidades mais altas (e.g. 2x) podem reduzir o desempenho em testes imediatos e/ou retardados, possivelmente por aumentar a carga cognitiva ou comprometer a codificação profunda do material [1], [2], [3].

Além da VR, o conteúdo do vídeo (CV) e o interesse do aprendiz pelo tópico podem modular a atenção e a retenção [4]. Nosso estudo investiga se a interação entre VR e CV afeta a retenção imediata e tardia — isto é, retenção na memória de prazo intermediário e de longo prazo, respectivamente — em estudantes de exatas, com atenção especial ao fato de que conteúdos mais alinhados ao interesse dos estudantes (conteúdos voltados a ciências exatas) podem mitigar os efeitos negativos da aceleração.

Objetivo Geral

Avaliar o efeito da velocidade de reprodução (1x ou 2x) e do conteúdo do vídeo (Matemática ou Biologia) na retenção imediata e tardia (após uma semana) de informações em estudantes de graduação da área de ciências exatas.

Objetivos Específicos

- Avaliar o efeito da velocidade de reprodução elevada (2x) na retenção, comparando-o com a velocidade normal (1x).
- Investigar a influência do conteúdo do vídeo (Matemática ou Biologia) na retenção da informação.
- Verificar a existência de efeito de interação entre o conteúdo do vídeo e a velocidade de reprodução sobre a retenção.
- Testar a hipótese de que o conteúdo de Matemática (mais alinhado ao perfil dos participantes) atenua o eventual efeito negativo da velocidade de reprodução acelerada (2x) na retenção.

Metodologia

Optamos por um delineamento experimental inteiramente casualizado e fatorial completo: 2×2 com medidas repetidas no tempo (teste imediato e reteste uma semana depois). As unidades experimentais são participantes individuais, cada participante é alocado a uma única combinação (tratamento) dos fatores CV e VR e realiza o teste em dois tempos. Será utilizada como variável resposta o desempenho em um teste, medido como pontuação de 0 até 5 acertos, aplicado nos estudantes sobre o CV, e uma medida da retenção, calculada a partir da diferença entre as pontuações no teste imediato e no reteste. Dois formulários serão utilizados para cada CV, totalizando quatro formulários. Covariáveis como idade, sexo e nota em uma avaliação diagnóstica preliminar serão coletadas para enriquecer a análise.

Os indivíduos selecionados para o experimento são todos os estudantes matriculados na disciplina MAE0316 - Planejamento e Análise de Experimentos, oferecida no segundo semestre de 2025 no Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo (IME-USP) que não são autores ou estiveram envolvidos no planejamento deste experimento. Por estarem matriculados na matéria, não será necessário que assinem um termo de consentimento ou um aval do Comitê de Ética em Pesquisa (CEP), como acordado em sala.

A coleta ocorrerá em sala de aula para o primeiro formulário e via e-mail para o segundo formulário, uma semana depois.

Formulário 1

O primeiro formulário consistirá de três seções: triagem, vídeo e teste.

Na primeira seção, será perguntado a idade, sexo, curso do participante e e-mail para identificação e contato durante todo o experimento. Os participantes serão orientados a anotarem o e-mail inserido. Ademais, será apresentado o tópico do vídeo, escolhido aleatoriamente entre “Matemática: Potência de Ponto” e “Biologia: Transcrição e Tradução”. Será mensurado o grau de conhecimento prévio do participante com um pré-teste, contendo duas questões relacionadas ao tema do vídeo e outras duas questões distratoras.

A segunda seção é composta pelo vídeo e instruções de como assisti-lo (sem realizar anotações, evitando pausas, sem assisti-lo novamente e na velocidade indicada). O vídeo será passado em sala por projetor e sob supervisão dos coletores.

A terceira seção consiste num teste de múltipla escolha (5 (cinco) alternativas) e 5 (cinco) questões em ordem aleatorizada para cada respondente para avaliar a proporção de acertos. Os participantes são informados que um segundo teste será aplicado em uma semana, é solicitado que não busquem mais informações sobre o assunto no meio tempo. Não será informado que se tratará do mesmo teste.

Formulário 2

O segundo formulário consistirá apenas de duas seções: triagem e teste. Será enviado aos participantes via e-mail uma semana após a aplicação do primeiro.

Na primeira seção, será perguntando o e-mail usado no primeiro formulário para identificação das respostas. Também será perguntado se o participante viu algum material sobre o vídeo assistido desde então.

A segunda seção consistirá do mesmo teste aplicado no formulário 1, com questões em ordem mais uma vez aleatorizada. O participante será orientado a não buscar manter consistência entre as respostas dos formulários, apenas a marcar o que acredita ser verdade.

Técnicas e procedimentos

As questões dos testes e dos pré-testes serão retiradas dos vestibulares de ingresso em universidades públicas estaduais e federais que mantiveram o sistema de ingresso com vestibular próprio (e.g. Universidade Estadual do Rio de Janeiro, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Universidade Federal de Santa Catarina, Universidade Estadual do Ceará) ou produzidas conforme os moldes das questões dos vestibulares supracitados. Cada pergunta possui apenas uma alternativa correta.

Os vídeos foram selecionados, pois apresentam tempo de duração semelhantes (8 minutos e 32 segundos para o vídeo de Matemática e 9 minutos e 58 segundos para o vídeo de Biologia) e tiveram avaliações muito positivas nos comentários e no sistema de avaliação nativo da plataforma de vídeos *Youtube*, os *likes*.

Serão excluídas as observações dos participantes que relataram pausa ou consulta externa durante o vídeo, os que foram expostos a conteúdos relacionados ao teste no período entre testes ou não completarem o reteste no prazo de 48h.

Levando-se em consideração que todos os participantes do experimento são voluntários e os softwares usados para aplicar o formulário e a análise de dados (*software estatístico R*) são gratuitos, não se prevê custo associado à realização do experimento. Preliminarmente, será realizada uma análise exploratória e descritiva dos dados, com a construção de *boxplots* das variáveis envolvidas e outros gráficos pertinentes, como o gráfico de perfis de médias, e o cálculo de medidas de dispersão e de tendência central.

Analisaremos a retenção, definida a partir da diferença entre as notas na primeira e na segunda aplicação. Também, analisaremos individualmente o desempenho na primeira e na segunda aplicação por tratamento.

Para cada uma das três análises (retenção, nota na primeira aplicação e nota na segunda aplicação), será ajustado um modelo linear simples com efeitos fixos para fatores CV e VR, além de variáveis como idade, sexo e nota na avaliação diagnóstica. Com nossas variáveis respostas, não será possível que ajustemos modelos de efeito misto para considerar variações intrínsecas entre os participantes. Caso os modelos não satisfaçam suposições da regressão linear, serão exploradas abordagens não paramétricas, como métodos de permutação.

A partir da análise dos dados, será elaborado um relatório com todos os resultados do experimento, com uma descrição detalhada do passo a passo seguido e da comparação entre o que se esperava e o que se obteve. O relatório será redigido por intermédio da ferramenta *Quarto*. Por fim, os resultados obtidos serão apresentados para os estudantes da classe e um vídeo informativo com os resultados deste e outros experimentos será produzido.

Embasamento teórico

Murphy et al. [1] demonstram que velocidades moderadas, como 1.25x e 1.5x, não prejudicam significativamente o desempenho em testes imediatos de compreensão. Entretanto, VR superiores a 1.5x apresentam impacto negativo na retenção de conteúdo, especialmente quando avaliada após um intervalo de tempo. Resultados semelhantes são reportados pela meta-análise conduzida por Tharumalingam et al. [3] que indica que velocidades iguais ou superiores a 2x geram quedas consistentes de desempenho, associadas ao aumento da demanda cognitiva.

Esses fenômenos podem ser explicados pela Teoria da Carga Cognitiva, proposta por Sweller e colaboradores [5], segundo a qual a aprendizagem é limitada pela capacidade de processamento da memória de trabalho. O aumento excessivo da VR sobrecarrega esse sistema, elevando a carga extrínseca e reduzindo a capacidade do estudante de integrar novas informações ao conhecimento prévio. Estudos clássicos como os de Foulke e Sticht [6] já apontavam que a compreensão auditiva diminui conforme a taxa de apresentação da fala aumenta, fundamentando teoricamente os prejuízos observados com VR elevadas.

Por outro lado, efeitos positivos do aumento moderado da VR também são apontados na literatura. Murphy et al. [2] argumentam que a apresentação levemente acelerada pode reduzir episódios de *mind wandering* (divagação mental), mantendo o engajamento e aumentando a eficiência do estudo. Além da VR, o interesse do participante no conteúdo do vídeo (CV) também tem papel relevante na retenção. McIntyre et al. [4] demonstram que tópicos percebidos como atraentes ou relevantes geram maior retenção e desempenho em avaliações posteriores, sugerindo que o fator motivacional influencia diretamente os resultados de aprendizagem.

Considerando essas evidências, o presente estudo investigará não apenas o efeito isolado da VR, mas também sua interação com o conteúdo dos vídeos. Além disso, a avaliação da memória será realizada imediatamente e após uma semana, conforme proposto por Murphy et al. [1], permitindo analisar tanto retenção da memória de prazo intermediário quanto de longo prazo, conforme o modelo de memória Atkinson-Shiffrin [7] e suas extensões [8].

Tratamento de Dados

Transformamos nossos dados em uma tabela longa para facilitar a análise longitudinal. Criamos a variável “Retenção”, que mede relativamente a retenção de informação dos participantes entre a primeira e segunda aplicação do teste. Sua forma está dada na Equação 1.

$$\text{Retenção} = 1 + \frac{\text{Nota na reaplicação} - \text{Nota na aplicação}}{5} \quad (1)$$

Disso, segue que uma retenção de 0 indica que o participante acertou tudo na aplicação, e errou todas as questões na reaplicação, indicando perda total do que aprendeu com os vídeos. Por outro lado, uma retenção de 1 indica que o participante acertou o mesmo número de questões, enquanto uma retenção maior que 1 indica que o participante teve um desempenho melhor na reaplicação, o que pode indicar efeito de aprendizagem tardio, exposição ao conteúdo fora do experimento, ou acaso.

Tabela 1: Dados transformados em tabela longa para análise

Participante	Idade	Sexo	Topico	Velocidade	Aplicação	Nota
1	22	Feminino	Bio	X1	Diagn	1
1	22	Feminino	Bio	X1	Imed	4

Tabela 1: Dados transformados em tabela longa para análise

Participante	Idade	Sexo	Topico	Velocidade	Aplicação	Nota
1	22	Feminino	Bio	X1	Semn	4
2	20	Feminino	Bio	X1	Diagn	3
2	20	Feminino	Bio	X1	Imed	5
2	20	Feminino	Bio	X1	Semn	5
3	21	Feminino	Bio	X1	Diagn	2
3	21	Feminino	Bio	X1	Imed	5
3	21	Feminino	Bio	X1	Semn	5
4	19	Masculino	Bio	X1	Diagn	2
4	19	Masculino	Bio	X1	Imed	4
4	19	Masculino	Bio	X1	Semn	4
5	21	Feminino	Bio	X1	Diagn	1
5	21	Feminino	Bio	X1	Imed	3
5	21	Feminino	Bio	X1	Semn	3
6	19	Masculino	Bio	X1	Diagn	1
6	19	Masculino	Bio	X1	Imed	4
6	19	Masculino	Bio	X1	Semn	4
7	19	Masculino	Bio	X1	Diagn	2
7	19	Masculino	Bio	X1	Imed	5
7	19	Masculino	Bio	X1	Semn	5
8	21	Masculino	Bio	X2	Diagn	1
8	21	Masculino	Bio	X2	Imed	4
8	21	Masculino	Bio	X2	Semn	3
9	20	Masculino	Bio	X2	Diagn	1
9	20	Masculino	Bio	X2	Imed	4
9	20	Masculino	Bio	X2	Semn	3
10	22	Masculino	Bio	X2	Diagn	1
10	22	Masculino	Bio	X2	Imed	2
10	22	Masculino	Bio	X2	Semn	1
11	23	Masculino	Bio	X2	Diagn	2
11	23	Masculino	Bio	X2	Imed	4
11	23	Masculino	Bio	X2	Semn	5
12	20	Masculino	Bio	X2	Diagn	2
12	20	Masculino	Bio	X2	Imed	5
12	20	Masculino	Bio	X2	Semn	5
13	21	Feminino	Mat	X1	Diagn	0
13	21	Feminino	Mat	X1	Imed	4
13	21	Feminino	Mat	X1	Semn	5
14	26	Masculino	Mat	X1	Diagn	1
14	26	Masculino	Mat	X1	Imed	2
14	26	Masculino	Mat	X1	Semn	1
15	26	Masculino	Mat	X1	Diagn	2
15	26	Masculino	Mat	X1	Imed	5
15	26	Masculino	Mat	X1	Semn	5
16	20	Masculino	Mat	X1	Diagn	0
16	20	Masculino	Mat	X1	Imed	4
16	20	Masculino	Mat	X1	Semn	4

Tabela 1: Dados transformados em tabela longa para análise

Participante	Idade	Sexo	Topico	Velocidade	Aplicação	Nota
17	23	Masculino	Mat	X1	Diagn	0
17	23	Masculino	Mat	X1	Imed	4
17	23	Masculino	Mat	X1	Semn	3
18	20	Feminino	Mat	X2	Diagn	1
18	20	Feminino	Mat	X2	Imed	4
18	20	Feminino	Mat	X2	Semn	5
19	23	Masculino	Mat	X2	Diagn	2
19	23	Masculino	Mat	X2	Imed	2
19	23	Masculino	Mat	X2	Semn	4
20	19	Masculino	Mat	X2	Diagn	1
20	19	Masculino	Mat	X2	Imed	5
20	19	Masculino	Mat	X2	Semn	5
21	20	Masculino	Mat	X2	Diagn	1
21	20	Masculino	Mat	X2	Imed	3
21	20	Masculino	Mat	X2	Semn	3
22	21	Masculino	Mat	X2	Diagn	0
22	21	Masculino	Mat	X2	Imed	2
22	21	Masculino	Mat	X2	Semn	3

Análise Exploratória

Tabela 2: Sumário estatístico das notas por aplicação

Aplicação	media	dp	min	Q1	mediana	Q3	max
Diagn	1.2273	0.8125	0	1.00	1	2.00	3
Imed	3.8182	1.0527	2	3.25	4	4.75	5
Semn	3.8636	1.2458	1	3.00	4	5.00	5

Tabela 3: Sumário estatístico da retenção por tratamento

Grupo	n	media	dp	min	Q1	mediana	Q3	max
Bio-X1	7	1.00	0.0000	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0
Bio-X2	5	0.92	0.1789	0.8	0.8	0.8	1.0	1.2
Mat-X1	5	0.96	0.1673	0.8	0.8	1.0	1.0	1.2
Mat-X2	5	1.16	0.1673	1.0	1.0	1.2	1.2	1.4

Tabela 4: Sumário estatístico das notas por tratamento e aplicação

Grupo	media	dp	min	Q1	mediana	Q3	max
Bio-X1-Diagn	1.7143	0.7559	1	1	2	2	3
Bio-X1-Imed	4.2857	0.7559	3	4	4	5	5

Tabela 4: Sumário estatístico das notas por tratamento e aplicação

Grupo	media	dp	min	Q1	mediana	Q3	max
Bio-X1-Semn	4.2857	0.7559	3	4	4	5	5
Bio-X2-Diagn	1.4000	0.5477	1	1	1	2	2
Bio-X2-Imed	3.8000	1.0954	2	4	4	4	5
Bio-X2-Semn	3.4000	1.6733	1	3	3	5	5
Mat-X1-Diagn	0.6000	0.8944	0	0	0	1	2
Mat-X1-Imed	3.8000	1.0954	2	4	4	4	5
Mat-X1-Semn	3.6000	1.6733	1	3	4	5	5
Mat-X2-Diagn	1.0000	0.7071	0	1	1	1	2
Mat-X2-Imed	3.2000	1.3038	2	2	3	4	5
Mat-X2-Semn	4.0000	1.0000	3	3	4	5	5

Figura 1: Boxplots da retenção por velocidade de apresentação

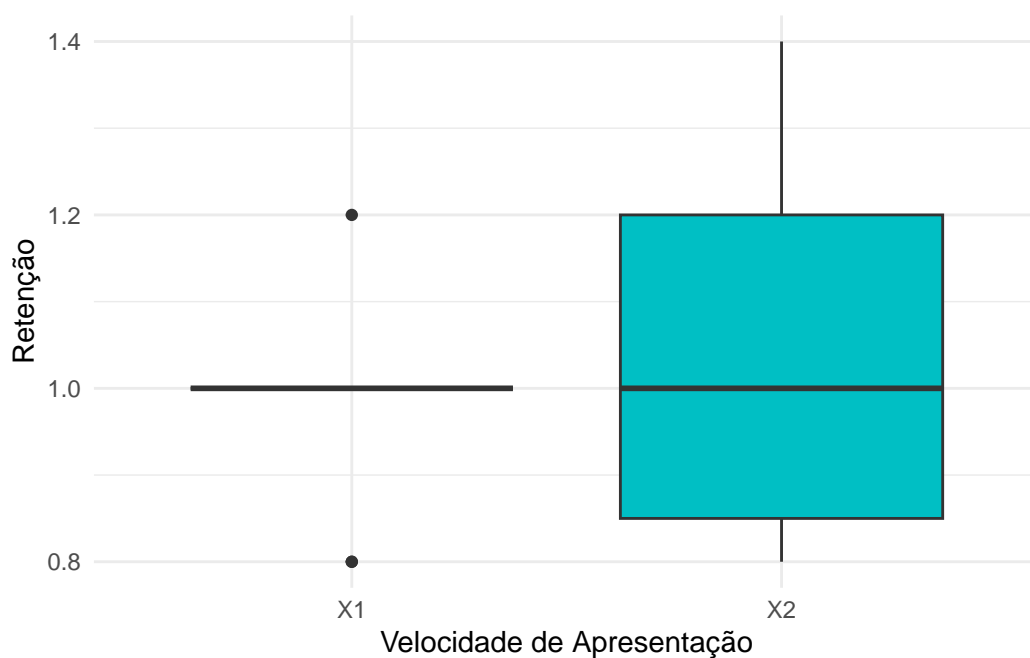


Figura 2: Boxplots da retenção por tópico

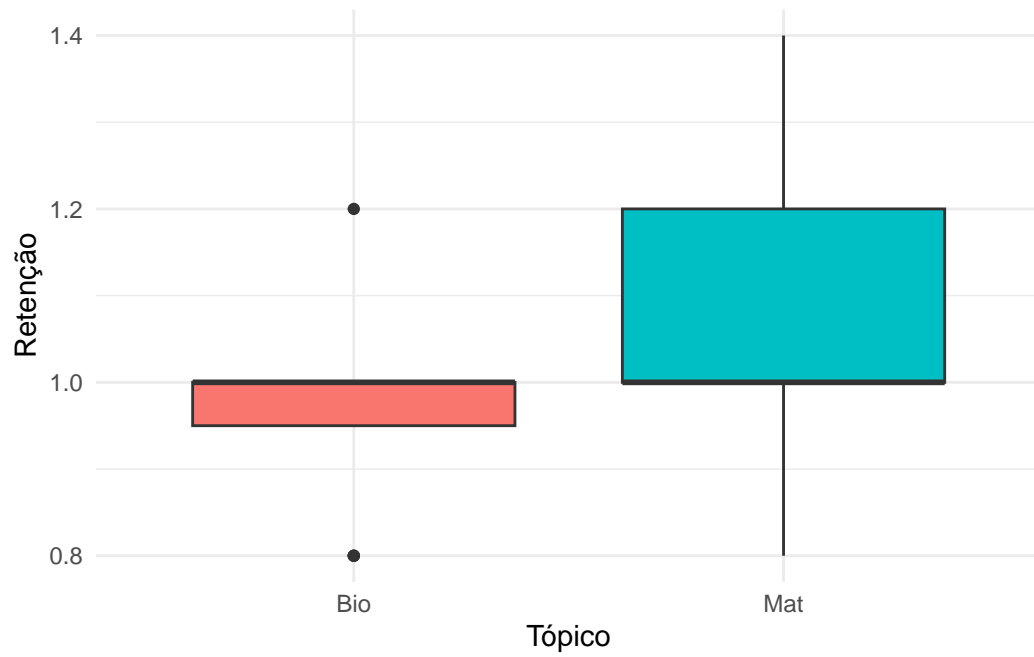


Figura 3: Boxplots da retenção por tratamento

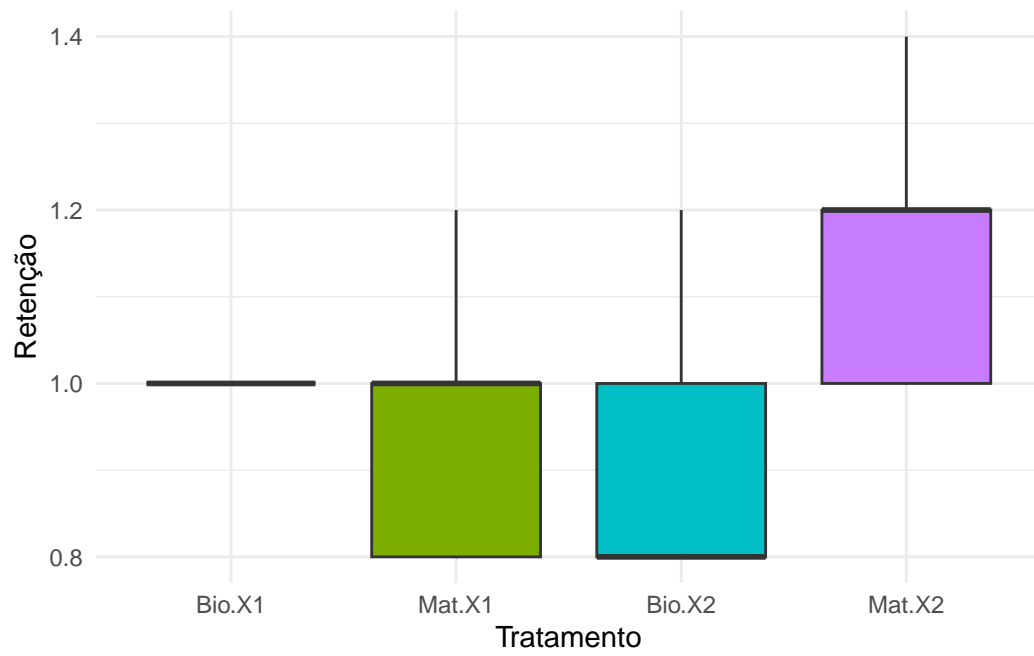
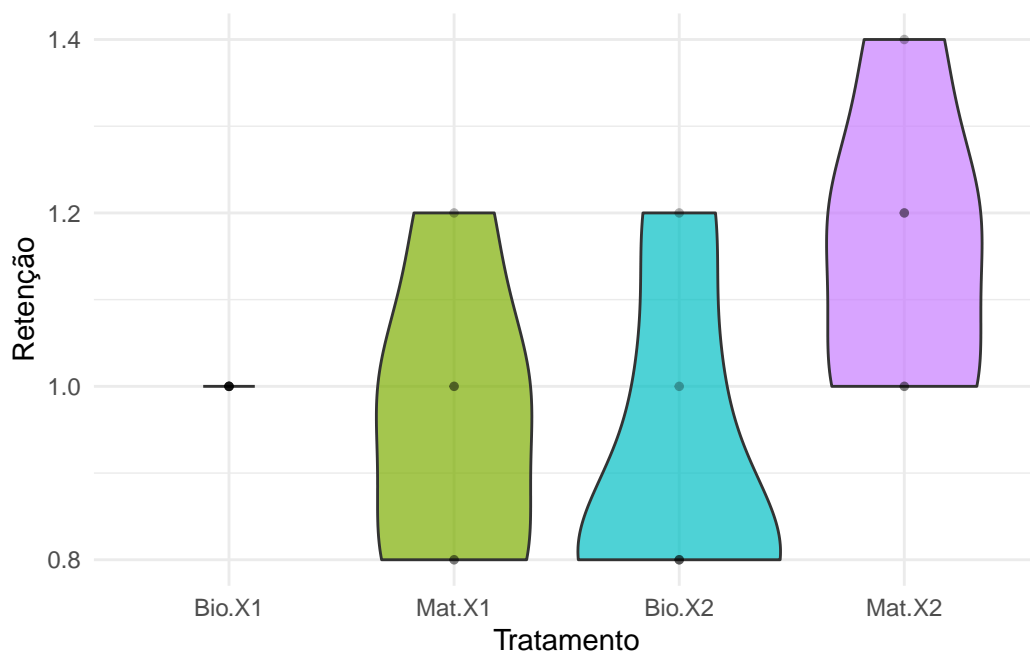


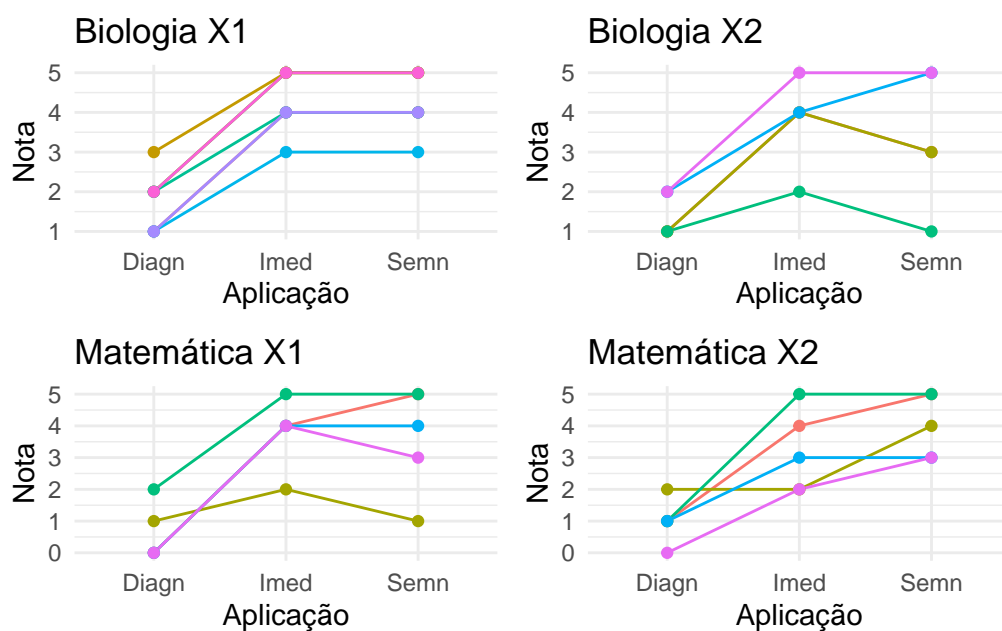
Figura 4: Violin plots da retenção por tratamento



Observamos destes gráficos que pode haver diferença entre os tratamentos, apesar de, individualmente, o *boxplot* de velocidades apresentar pouca variação na retenção.

Analisaremos os gráficos de perfis na Figura 5 para observar variações entre os participantes ao longo das aplicações do teste.

Figura 5: Gráficos de perfis das notas por participante por tratamento



Analizamos a partir da primeira aplicação do teste (*Imed*), uma vez que estamos preocupados em modelar

a retenção. Além da interpretação biológica e social, esperamos pelos gráficos na Figura 5 que há efeito aleatório no intercepto e coeficiente angular. Os gráficos apontam, porém, que esses valores podem não estar correlacionados.

Também é interessante observar a covariância entre as variáveis explicativas.

Figura 6: Correlação entre as variáveis (Tratamentos)

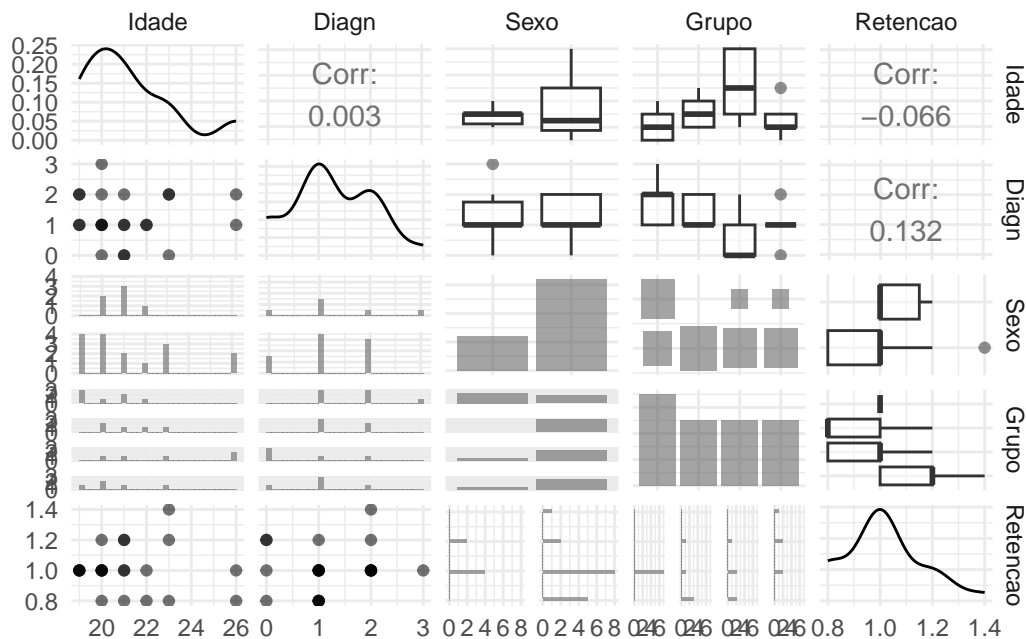
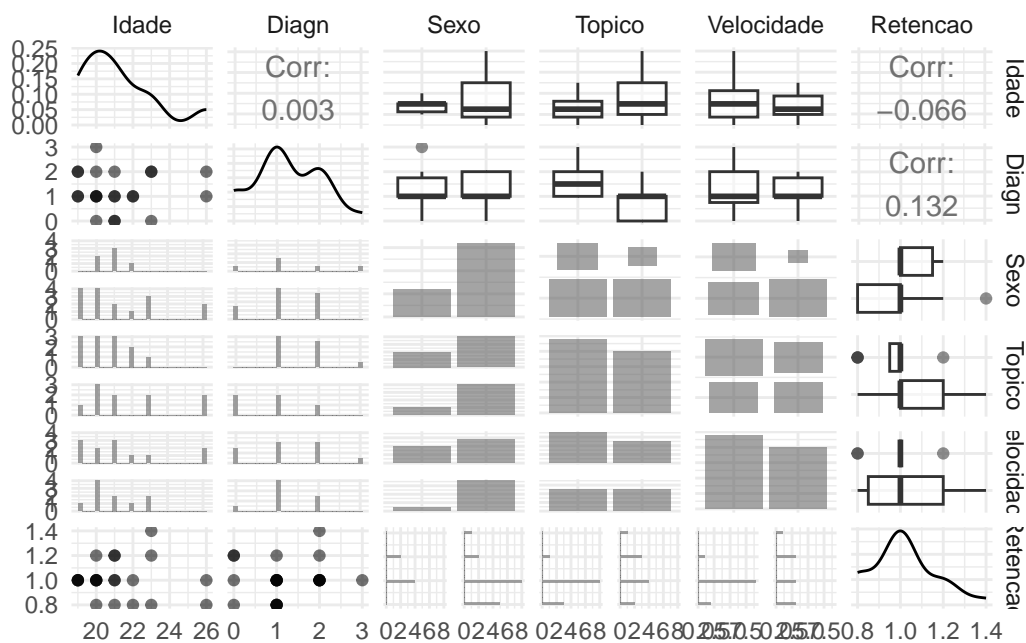


Figura 7: Correlação entre as variáveis com fatores separados



Modelagem por Velocidade e Conteúdo

Nesta seção, modelaremos os dados considerando os fatores separadamente: tópico e velocidade. Queremos investigar os efeitos principais e a interação entre esses fatores na retenção de informação dos participantes.

Modelagem da Retenção

Temos como objetivo modelar a retenção de informação dos participantes a partir das variáveis explicativas disponíveis: idade, sexo, desempenho no teste diagnóstico, velocidade e conteúdo.

Devido ao caráter discreto da variável resposta, provavelmente um modelo linear clássico não será adequado na modelagem. Ainda assim, tentaremos ajustar um modelo linear só com efeitos fixos, depois, prosseguiremos para métodos não paramétricos, se necessário.

Modelo linear simples

Ajustamos um modelo linear simples com efeitos fixos para a retenção da idade, tópico, velocidade da apresentação e a nota na aplicação diagnóstica. Incluiremos inicialmente interação entre idade e tópico, idade e velocidade, velocidade e tópico e idade e diagnóstico.

Tabela 5: Resumo do modelo linear simples

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2.176	0.9457	2.301	0.03859
Diagn	-0.6012	0.4376	-1.374	0.1928
Idade	-0.0601	0.04468	-1.345	0.2016
VelocidadeX2	-2.222	0.6813	-3.262	0.006187
TopicoMat	0.5437	0.7893	0.6888	0.503
Diagn:Idade	0.03106	0.02035	1.527	0.1508
Idade:VelocidadeX2	0.1017	0.03268	3.113	0.008244
Idade:TopicoMat	-0.02109	0.03615	-0.5835	0.5696
VelocidadeX2:TopicoMat	0.1887	0.1197	1.577	0.1389

Tabela 6: Resumo do modelo linear simples

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
22	0.1073	0.711	0.5331

Após seleção das variáveis por *stepwise* bidirecional, terminamos com fatores velocidade, nota no teste diagnóstico, idade, tópico, interação entre idade e diagnóstico, entre tópico e velocidade e entre velocidade e idade. Ou seja, removemos apenas a interação entre tópico e idade.

Tabela 7: Resumo do modelo linear simples selecionado

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	2.555	0.6714	3.805	0.00193
Diagn	-0.6571	0.4168	-1.577	0.1372
Idade	-0.07786	0.03192	-2.439	0.02865
VelocidadeX2	-2.291	0.655	-3.498	0.003551
TopicoMat	0.0871	0.1008	0.8645	0.4019
Diagn:Idade	0.03325	0.01952	1.703	0.1106
Idade:VelocidadeX2	0.1055	0.03127	3.373	0.00455
VelocidadeX2:TopicoMat	0.1992	0.1155	1.725	0.1066

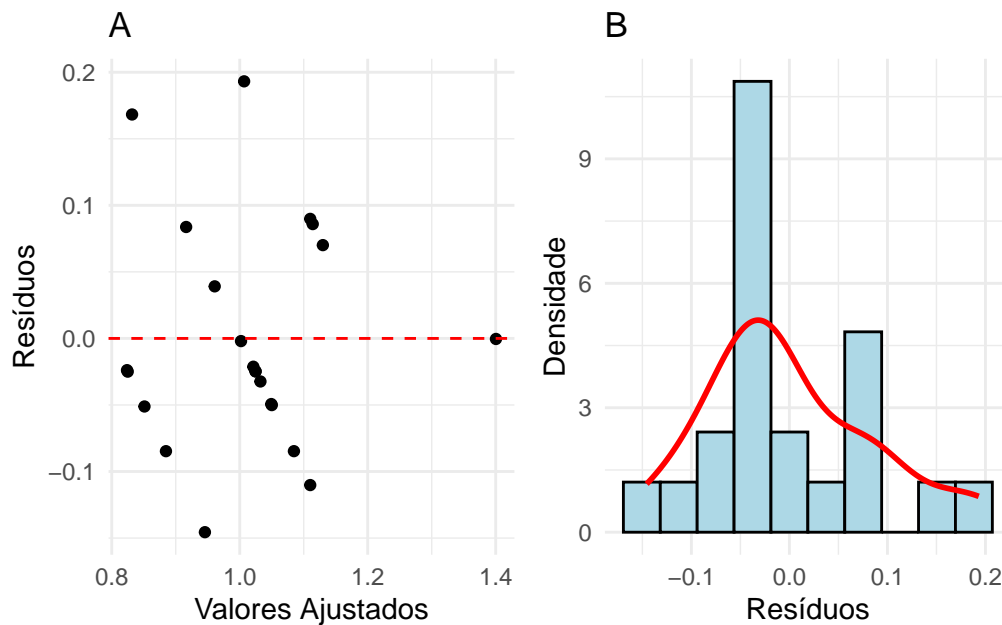
Tabela 8: Resumo do modelo linear simples selecionado

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
22	0.1048	0.7034	0.5551

Diagnóstico do modelo linear simples

Iniciamos com análise dos resíduos do modelo ajustado.

Figura 8: Diagnóstico do modelo linear simples selecionado



Os resíduos na Figura 8, gráfico A, apresentam certo padrão (linhas diagonais) no gráfico de resíduos vs valores ajustados, indicando possível violação da suposição de homocedasticidade. O histograma do gráfico B sugere uma distribuição quase unimodal, mas limitada pelo caráter discreto da variável resposta.

Primeiramente, aplicamos o teste de Levene para avaliar a homocedasticidade dos resíduos, agrupando pela interação entre tópico e velocidade.

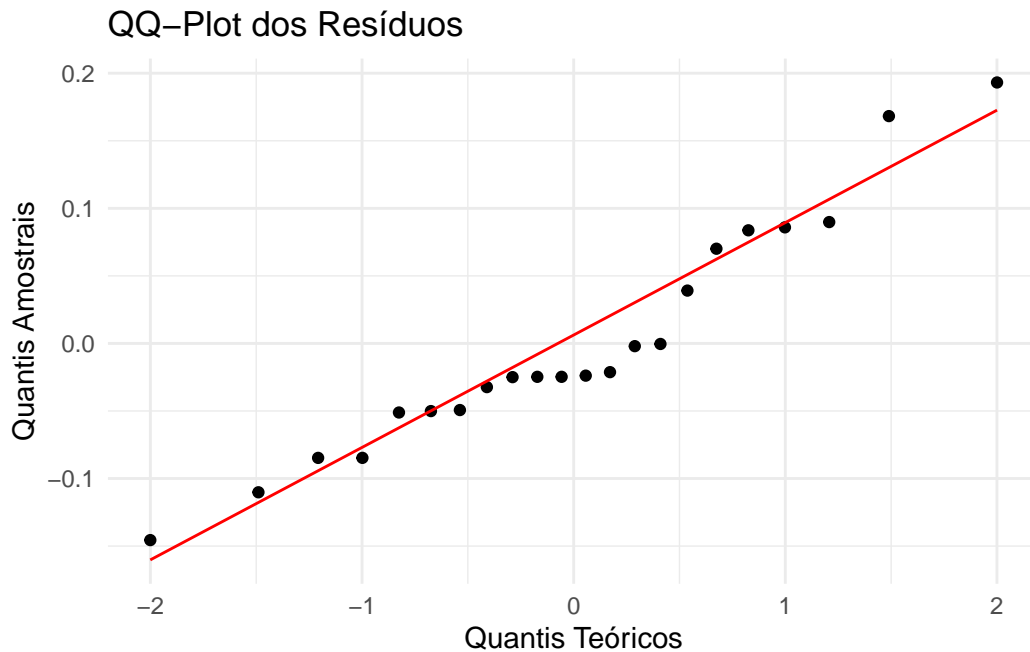
Tabela 9: Teste de Levene dos resíduos do modelo linear simples selecionado

Estatística	Valor-p
1.0457	0.3964

O valor p elevado no teste de Levene na Tabela 9 indica que não há evidências para rejeitarmos a hipótese nula de homocedasticidade dos resíduos a 5% de significância estatística.

Partimos para análise da normalidade por QQ-plot e o teste de Shapiro-Wilk.

Figura 9: QQ-Plot dos resíduos do modelo linear simples selecionado



O QQ-plot na Figura 9 apresenta um padrão que se repetirá ao longo dos modelos ajustados: os resíduos dificilmente seguiriam a linha de referência, já que não se tratam de uma variável contínua. Ainda assim, não há desvios extremos, e seguiremos com o teste numérico de normalidade.

Tabela 10: Teste de Shapiro-Wilk dos resíduos do modelo linear simples selecionado

Estatística	Valor-p
0.9413	0.2107

O valor p elevado no teste de Shapiro-Wilk na Tabela 10 indica que não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos ao nível de significância usual de 5%. Apesar disso, devemos ter cautela na interpretação, dado o tamanho reduzido da amostra e a natureza discreta da variável resposta.

Com normalidade não rejeitada, seguimos para o teste de Bartlett.

Tabela 11: Teste de Bartlett dos resíduos do modelo linear simples selecionado

Estatística	Valor-p
4.7794	0.1887

Novamente, não rejeitamos a homocedasticidade dos resíduos. Portanto, podemos dizer que, de forma geral, as suposições do modelo linear clássico são satisfeitas, mas devemos manter ressalvas por conta da análise gráfica dos resíduos.

Análise da diferença entre grupos

Iniciamos a análise em busca da diferença entre os grupos com a ANOVA de Tipo I.

Tabela 12: ANOVA do modelo linear simples selecionado

	Df	Sum Sq	Mean Sq	F value	Pr(>F)
Diagn	1	0.009067	0.009067	0.826	0.3788
Idade	1	0.002257	0.002257	0.2056	0.6572
Velocidade	1	0.01698	0.01698	1.547	0.234
Topico	1	0.1116	0.1116	10.16	0.006577
Diagn:Idade	1	0.04788	0.04788	4.362	0.05549
Idade:Velocidade	1	0.1441	0.1441	13.13	0.002768
Velocidade:Topico	1	0.03265	0.03265	2.975	0.1066
Residuals	14	0.1537	0.01098	NA	NA

Pelo resultado da ANOVA de Tipo I na Tabela 12, o Tópico e interação entre Idade e Velocidade são significativos, após controlarem pelas respectivas variáveis e covariáveis.

Via Médias Marginais Ajustadas (EMMeans), do pacote `emmeans`, podemos investigar as comparações entre os níveis dos fatores Tópico e Velocidade. Iniciaremos pelo tópico, utilizando a média entre velocidades. Isso é feito através de um teste t para a diferença entre as médias ajustadas. Caso a interação fosse significativa, deveríamos considerar se há diferença por nível do fator velocidade. Como não é o caso, consideramos a média entre velocidades.

Tabela 13: Comparações por EMMeans do modelo linear simples selecionado

Comparação	Estimativa	EP	df	T-Ratio	p-Valor
Bio - Mat	-0.1867	0.0648	14	-2.8817	0.0121

Para ambas velocidades (interação não significativa), o tópico de Biologia apresenta retenção menor (-0.1867) que o tópico de Matemática, com diferença significativa ao nível de 5% ($p = 0.0121$).

Modelagem por Tratamento

Aqui, agruparemos os dados por tratamento, ou seja, combinando o tópico e a velocidade em uma única variável categórica com quatro níveis: “Mat-X1”, “Mat-X2”, “Bio-X1” e “Bio-X2”. Queremos comparar esses grupos diretamente nas análises e contrastar os resultados com a seção anterior. Iremos também empregar métodos não paramétricos para as análises, além de analisarmos individualmente as notas na primeira e segunda aplicação do teste.

Modelagem da Retenção

Temos como objetivo modelar a retenção de informação dos participantes a partir das variáveis explicativas disponíveis: idade, sexo, desempenho no teste diagnóstico e grupo/tratamento (tópico e velocidade).

Devido ao caráter discreto da variável resposta, provavelmente um modelo linear clássico não será adequado na modelagem. Ainda assim, tentaremos ajustar um modelo linear só com efeitos fixos, depois, prosseguirmos para métodos não paramétricos, se necessário.

Modelo linear simples

Ajustamos um modelo linear simples com efeitos fixos para a retenção da idade, tópico, velocidade da apresentação e a nota na aplicação diagnóstica. Iniciaremos por um modelo envolvendo idade, nota na avaliação diagnóstica e o tratamento (grupo), assim como a interação entre idade e grupo e entre diagnóstico e idade.

Tabela 14: Resumo do modelo linear simples com grupos

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	1.644	1.033	1.591	0.1375
Diagn	-0.5695	0.4317	-1.319	0.2117
Idade	-0.03464	0.04893	-0.708	0.4925
GrupoBio-X2	-1.117	1.147	-0.9743	0.3491
GrupoMat-X1	1.251	0.9788	1.278	0.2255
GrupoMat-X2	-1.389	1.086	-1.279	0.2252
Idade:GrupoBio-X2	0.04857	0.05509	0.8815	0.3953
Idade:GrupoMat-X1	-0.05423	0.04522	-1.199	0.2536
Idade:GrupoMat-X2	0.07559	0.05265	1.436	0.1767
Diagn:Idade	0.03004	0.02005	1.498	0.1599

Tabela 15: Resumo do modelo linear simples com grupos

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
22	0.1057	0.7414	0.5475

Após seleção das variáveis pelos testes t , terminamos com o modelo sem intercepto, com os efeitos fixos dos grupos e a interação entre idade e grupo.

Precisamos tirar o intercepto e refazer o modelo para conseguirmos interpretar o efeito dos grupos, que não foram significativos quando analisamos com o intercepto.

Tabela 16: Resumo do modelo linear simples selecionado com grupos

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
GrupoBio-X1	1	0.8025	1.246	0.2332
GrupoBio-X2	-0.5765	0.9639	-0.5981	0.5593
GrupoMat-X1	1.683	0.4977	3.382	0.004472
GrupoMat-X2	-0.9	0.8057	-1.117	0.2828
GrupoBio-X1:Idade	-4.805e-17	0.03978	-1.208e-15	1
GrupoBio-X2:Idade	0.07059	0.0454	1.555	0.1423
GrupoMat-X1:Idade	-0.03117	0.02133	-1.461	0.166
GrupoMat-X2:Idade	0.1	0.03903	2.562	0.02258

Tabela 17: Resumo do modelo linear simples selecionado com grupos

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
22	0.1184	0.9914	0.9865

Devido aos altos valores p para os coeficientes ajustados, decidimos também por comparar esse modelo com uma forma reduzida (sem interação) por ANOVA.

Tabela 18: Comparação entre modelos lineares simples com e sem interação

Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
18	0.352	NA	NA	NA	NA
14	0.1962	4	0.1558	2.779	0.06849

Com diferença não significativa entre os modelos, optamos por seguir com o modelo reduzido pelo princípio da parcimônia. Dessa forma, nos resta o modelo apenas com os efeitos fixos dos grupos. Apresentamos um sumário na Tabela 20.

Tabela 19: Resumo do modelo linear simples reduzido com grupos

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
GrupoBio-X1	1	0.05285	18.92	2.507e-13
GrupoBio-X2	0.92	0.06254	14.71	1.785e-11
GrupoMat-X1	0.96	0.06254	15.35	8.753e-12
GrupoMat-X2	1.16	0.06254	18.55	3.522e-13

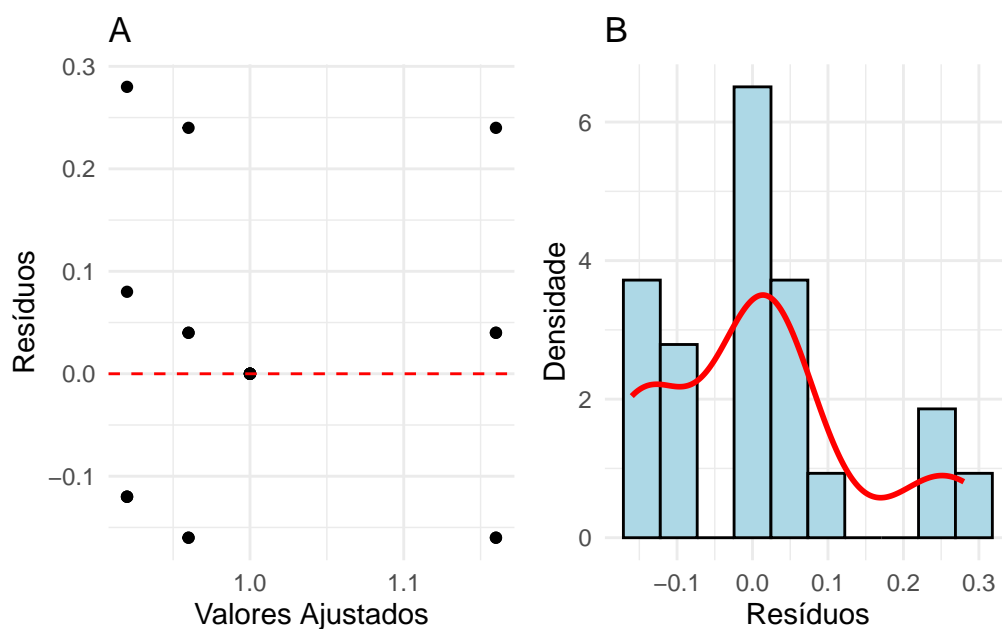
Tabela 20: Resumo do modelo linear simples reduzido com grupos

Observations	Residual Std. Error	R^2	Adjusted R^2
22	0.1398	0.9846	0.9812

O valor elevado de \bar{R}^2 não nos diz muito neste modelo sem intercepto. Precisamos realizar um diagnóstico do modelo para verificar as suposições do modelo linear clássico.

Diagnóstico do modelo linear simples

Figura 10: Diagnóstico do modelo linear simples reduzido com grupos

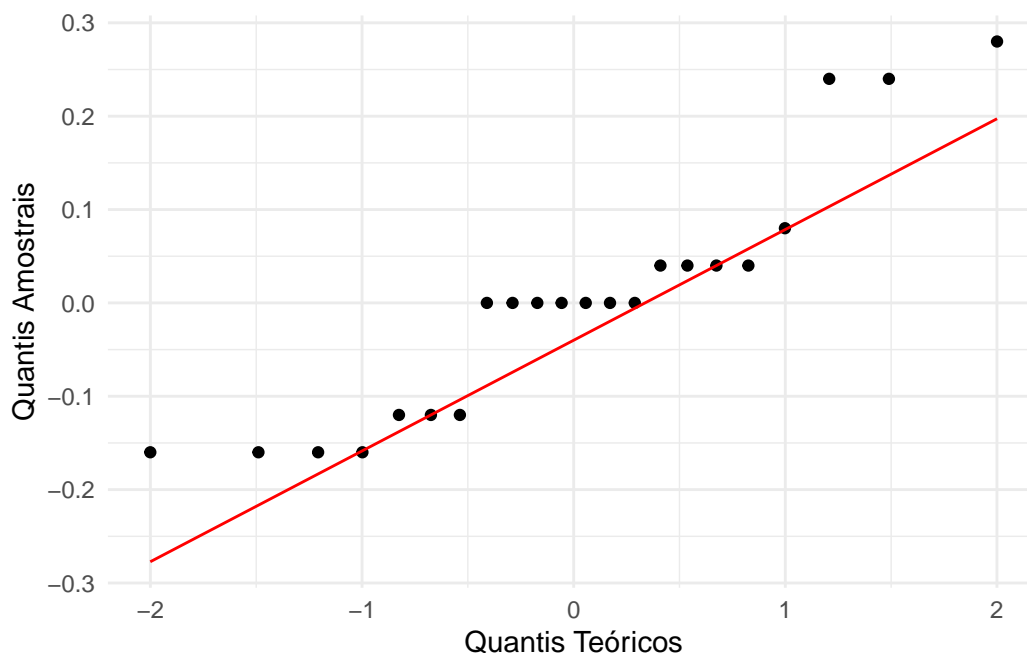


Os resíduos mostram-se demasiadamente positivos no gráfico A da Figura 10 e um “funil reverso”, enquanto o histograma do gráfico B aponta certa irregularidade.

Tabela 21: Teste de Levene para homocedasticidade dos resíduos do modelo linear simples reduzido com grupos

Estatística	Valor-p
1.8409	0.1759

Figura 11: QQ-Plot dos resíduos do modelo linear simples reduzido com grupos



Pelo gráfico na Figura 11, os resíduos, claramente, não seguem distribuição normal. Isso é esperado pela natureza discreta da variável resposta somado a uma amostra pequena. Vamos, ainda assim, realizar o teste de Shapiro-Wilk para fins exploratórios.

Tabela 22: Teste de Shapiro-Wilk para normalidade dos resíduos do modelo linear simples reduzido com grupos

Estatística	Valor-p
0.8761	0.0102

Curiosamente, não rejeitaríamos a uma confiança de 99%. Ainda assim, sob nossos critérios ($\alpha = 5\%$), e a análise da forma dos dados, rejeitamos a normalidade dos resíduos e descartamos esse modelo.

Métodos não paramétricos

Dado o diagnóstico do modelo linear simples, optamos por ajustar um modelo não paramétrico para os dados através da permutação, considerando que temos um modelo com delineamento completamente aleatorizado pela professora, usaremos um teste de aleatorização (permutação) para testar a hipótese de que há efeito do grupo no valor médio da retenção.

Vemos pelas Tabela 23 e Tabela 24 que há efeito significativo do grupo na retenção dos participantes, pelo valor F. Prosseguiremos com a análise pelo teste de Kruskal-Wallis para detectar diferença entre o efeito desses grupos.

Tabela 23: Resumo do modelo por permutação com grupos

```
[1] "Settings:  unique SS "
```

Call:

```
lmp(formula = Retencao ~ 0 + Grupo, data = df_grupos)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-1.600e-01	-1.200e-01	1.101e-16	4.000e-02	2.800e-01

Coefficients:

	Estimate	Iter	Pr(Prob)
GrupoBio-X1	1.00	5000	0.0006 ***
GrupoBio-X2	0.92	63	0.6190
GrupoMat-X1	0.96	5000	0.0014 **
GrupoMat-X2	1.16	5000	<2e-16 ***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1398 on 18 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.9846, Adjusted R-squared: 0.9812
F-statistic: 288.5 on 4 and 18 DF, p-value: 4.687e-16

Tabela 24: ANOVA do modelo por permutação com grupos

Analysis of Variance Table

Response: Retencao

	Df	R Sum Sq	R Mean Sq	Iter	Pr(Prob)
(Intercept)	4	22.568	5.6420	5000	2e-04 ***
Residuals	18	0.352	0.0196		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Tabela 25: Teste de Kruskal-Wallis para grupos

Estatística	Valor-p
6.2899	0.0983

O teste de Kruskal-Wallis não rejeita a hipótese nula de que as amostras entre os grupos se originam da mesma distribuição. Pode ser também que o teste de KW tenha pouca adequação pela grande quantidade de empates na variável resposta. Dessa forma, pode ser que pela variabilidade distinta entre os grupos observadas na análise descritiva (Tabela 3), a análise do método com permutação seja inválida.

Prosseguiremos mesmo assim com a análise *post-hoc*, por curiosidade.

Usaremos o teste *post-hoc* de Dunn para identificar quais grupos diferem entre si.

Tabela 26: Teste de Dunn para comparações múltiplas entre os grupos

Comparação	Estatística	Valor-p ajustado
Bio-X1 - Bio-X2	1.0156	1.0000
Bio-X1 - Mat-X1	0.5223	1.0000
Bio-X2 - Mat-X1	-0.4567	1.0000
Bio-X1 - Mat-X2	-1.5378	0.7445
Bio-X2 - Mat-X2	-2.3640	0.1085
Mat-X1 - Mat-X2	-1.9073	0.3389

Corroborando o resultado do teste KW, o teste de Dunn não aponta diferenças significativas entre os grupos, mas, como dito, a análise pode ser prejudicada pela grande quantidade de empates na variável resposta. Dessa forma, podemos dizer que não há evidências suficientes para afirmar que há diferenças na retenção entre os tratamentos.

Conclusões da modelagem sobre a retenção

A partir dos modelos ajustados, é inconclusivo se há diferenças significativas na retenção de informação entre os diferentes tratamentos com os métodos utilizados. Isso ocorre devido à forma discreta da variável resposta e a pequena amostra, que dificultam o ajuste de modelos adequados. Mas, há indícios de que não há diferenças entre os tratamentos.

Nesse contexto, seguiríamos com a análise através de transformações, como a transformação **Logit** com a probabilidade de retenção, ou o uso de modelos lineares generalizados, como o modelo logístico para uma outra forma da variável retenção, ou até mesmo modelos binomiais, buscando uma análise mais robusta.

Modelagem das Notas na Aplicação Imediata

Com um modelo inconclusivo para a retenção, partimos para a modelagem das notas na primeira avaliação. Com isso, buscamos levantar considerações sobre diferenças entre tratamentos na memória de prazo intermediário [8]. Vamos repetir o processo como feito com a análise interior, levando em consideração as mesmas limitações.

Modelo linear simples

Ajustamos um modelo linear simples com efeitos fixos para a nota na aplicação diagnóstica, idade, tópico e velocidade da apresentação, assim como as interações entre idade e grupo e entre diagnóstico e idade.

Tabela 27: Resumo do modelo linear simples para as notas na aplicação imediata

Termo	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Valor-p
(Intercept)	7.3198	6.8796	1.0640	0.3083
Diagn	-2.4897	2.8746	-0.8661	0.4034
Idade	-0.2165	0.3258	-0.6644	0.5190
GrupoBio-X2	11.4862	7.6360	1.5042	0.1584
GrupoMat-X1	8.6277	6.5179	1.3237	0.2103
GrupoMat-X2	19.0322	7.2333	2.6312	0.0219
Idade:GrupoBio-X2	-0.5563	0.3669	-1.5163	0.1553
Idade:GrupoMat-X1	-0.3525	0.3011	-1.1705	0.2645
Idade:GrupoMat-X2	-0.9529	0.3506	-2.7179	0.0187
Diagn:Idade	0.1632	0.1335	1.2220	0.2452

Selecionamos as variáveis pelos testes t , restando o modelo com grupo, idade, interação idade-grupo e diagnóstico-idade. Dessa vez, não precisamos retirar o intercepto por existir efeitos significativos dos grupos. Isso facilitará a interpretação posteriormente.

Tabela 28: Resumo do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata

Termo	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Valor-p
(Intercept)	3.1277	4.8417	0.6460	0.5295
GrupoBio-X2	11.5946	7.5612	1.5334	0.1491
GrupoMat-X1	9.9352	6.2794	1.5822	0.1376
GrupoMat-X2	19.8656	7.0997	2.7981	0.0151
GrupoBio-X1:Idade	-0.0243	0.2363	-0.1028	0.9197
GrupoBio-X2:Idade	-0.5827	0.2709	-2.1510	0.0509
GrupoMat-X1:Idade	-0.4316	0.1537	-2.8087	0.0148
GrupoMat-X2:Idade	-1.0098	0.2420	-4.1727	0.0011
Idade:Diagn	0.0480	0.0125	3.8468	0.0020

Comparamos via ANOVA com um modelos reduzidos.

Tabela 29: Comparação entre o modelo sem interação com o modelo selecionado para as notas na aplicação imediata

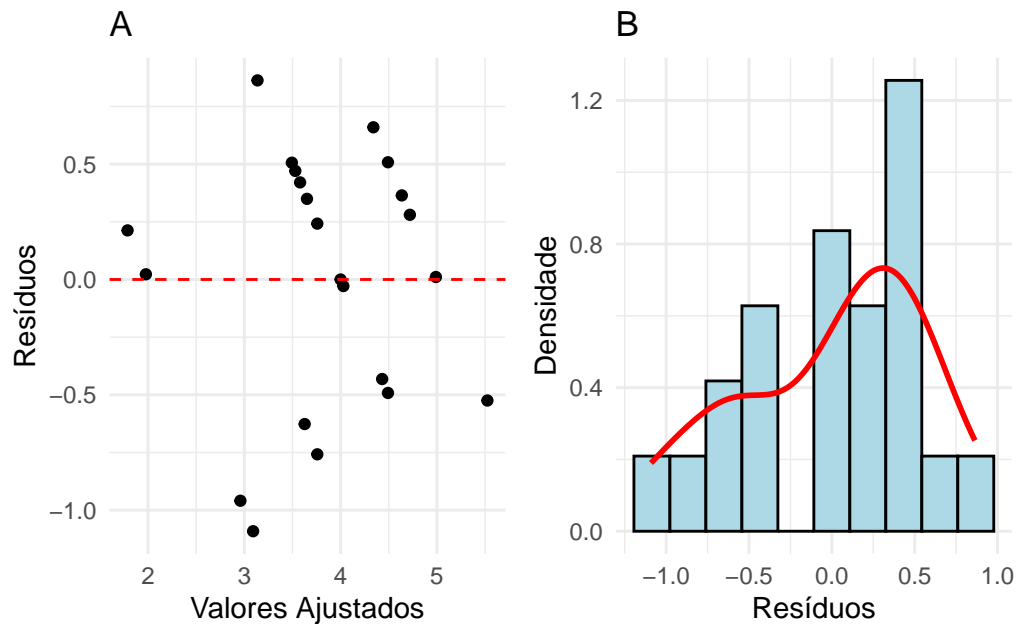
Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
18	19.83	NA	NA	NA	NA
13	6.313	5	13.52	5.566	0.005876

Pela Tabela 29, permanecemos com o modelo com interações. Prosseguimos para o diagnóstico do modelo.

Diagnóstico do modelo linear simples

Primeiro, para análise dos resíduos.

Figura 12: Diagnóstico do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata



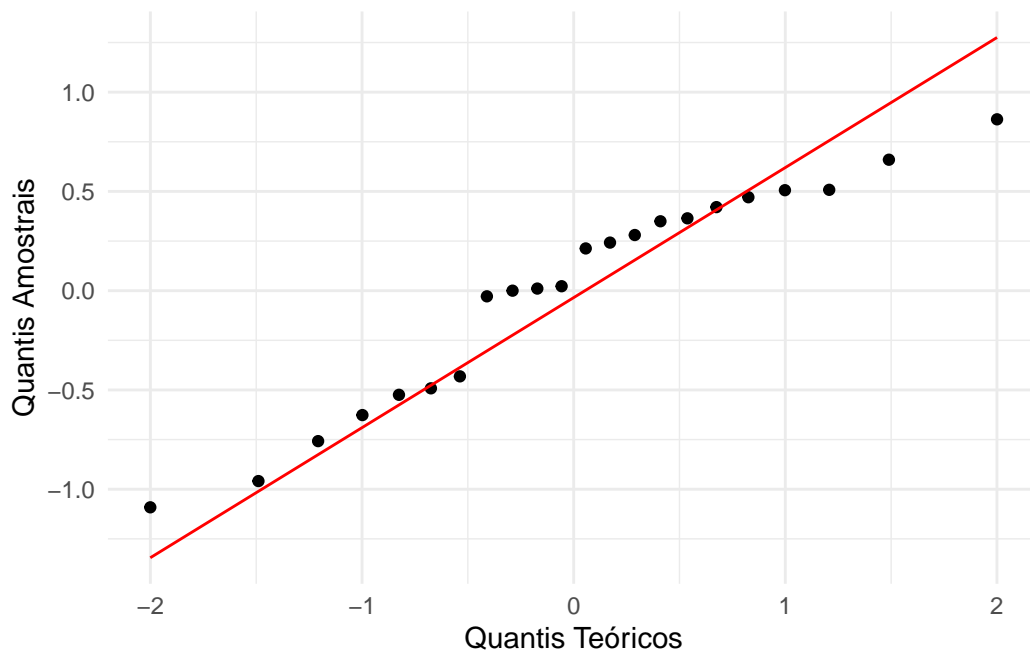
Os resíduos mostram-se demasiadamente, em quantidade, positivos no gráfico A da Figura 12, enquanto o histograma do gráfico B aponta irregularidade.

Tabela 30: Teste de Levene para homocedasticidade dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata

Estatística	Valor-p
0.6042	0.6207

Pela Tabela 30, não rejeitamos a hipótese nula de homocedasticidade dos resíduos. Partimos para análise de normalidade.

Figura 13: QQ-Plot dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata



Como esperado pelo caráter discreto da variável resposta, os resíduos não se adequam muito bem à normalidade, mas parecem ter um comportamento melhor que o do modelo sobre retenção. Faremos o teste de Shapiro-Wilk para confirmar.

Tabela 31: Teste de Shapiro-Wilk para normalidade dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata

Estatística	Valor-p
0.9387	0.1864

Pelo valor p na Tabela 31, não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos a um nível de confiança de 5%. Assim, seguemos com teste de Bartlett para homocedasticidade entre os grupos.

Tabela 32: Teste de Bartlett para homocedasticidade dos resíduos do modelo simples selecionado para as notas na aplicação imediata

Estatística	Valor-p
1.5706	0.6661

O teste de Bartlett não rejeita a homocedasticidade. Dessa forma, não rejeitamos as suposições do modelo linear clássico para essa modelagem, mas temos ressalvas sobre os resíduos.

Análise de diferença entre grupos

Para fim didáticos, aplicaremos o ANOVA para verificar diferenças entre os grupos.

Tabela 33: ANOVA do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata

Termo	Soma de Quadrados	Graus de Liberdade	Quadrado Médio	Valor F	Valor-p
Grupo	3.4442	3	1.1481	2.3640	0.1185
Grupo:Idade	6.3289	4	1.5822	3.2580	0.0466
Idade:Diagn	7.1863	1	7.1863	14.7977	0.0020
Residuals	6.3133	13	0.4856	NA	NA

Tabela 34: R^2 e R^2 ajustado do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação imediata

R^2	R^2 Ajustado
0.7287	0.5618

Pela Tabela 33, não há diferença significativa entre os grupos no modelo para as notas na aplicação imediata. Pelo \bar{R}^2 , o modelo explica apenas 56.18% da variabilidade total das notas.

Métodos não paramétricos

Apesar de não rejeitarmos as suposições do modelo linear clássico, dada a natureza dos dados, optamos por ajustar um modelo não paramétrico para as notas na aplicação imediata através da permutação. Usaremos os mesmos efeitos fixos do modelo reduzido.

É interessante notar o baixíssimo valor de \bar{R}^2 em apenas 0.1584 na Tabela 35, o que indica uma insuficiência do modelo.

Pela Tabela 35 e Tabela 36, observamos que não há efeito significativo do grupo na nota na aplicação imediata. Prosseguiremos com o teste de Kruskal-Wallis para confirmar esse resultado.

Tabela 37: Teste de Kruskal-Wallis para o modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação imediata

Estatística	Valor-p
2.6354	0.4513

Novamente, o teste de Kruskal-Wallis não rejeita a hipótese nula de que as amostras entre os grupos se originam da mesma distribuição. Logo, dizemos que não há diferenças significativas entre os grupos, mas, como dito, a análise pode ser prejudicada pela grande quantidade de empates na variável resposta. Dessa forma, estamos incertos sobre quais grupos diferem entre si, graças às limitações dos dados e técnicas de modelagem.

Conclusões da modelagem sobre as notas na aplicação imediata

A partir dos modelos ajustados, há indícios de que há diferenças significativas nas notas na aplicação imediata entre os diferentes tratamentos com os métodos utilizados. Apesar disso, não conseguimos identificar quais grupos diferem entre si, devido às limitações dos dados e técnicas de modelagem.

Prosseguiríamos, como dito anteriormente, com a análise através de transformações ou o uso de modelos lineares generalizados que melhor se adequem à variável resposta discreta.

Tabela 35: Resumo do modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação imediata

```
[1] "Settings:  unique SS : numeric variables centered"

Call:
lmp(formula = Media_Imed ~ Grupo + Idade:Grupo + Diagn:Idade,
     data = df_grupos)

Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.32059 -0.56670  0.06026  0.73793  0.97917

Coefficients:
              Estimate Iter Pr(Prob)
Grupo1          0.5779  5000   0.0012 **
Grupo2          0.1411  5000   0.0064 **
Grupo3          0.2897  5000   0.0024 **
GrupoBio-X1:Idade -0.2239  5000   0.0088 **
GrupoBio-X2:Idade -0.5139  5000   0.0024 **
GrupoMat-X1:Idade -0.1101   135   0.4296
GrupoMat-X2:Idade -0.7737  5000   0.0014 **
Idade:Diagn       0.2209  5000   0.0064 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.9657 on 13 degrees of freedom
Multiple R-Squared: 0.479,  Adjusted R-squared: 0.1584
F-statistic: 1.494 on 8 and 13 DF,  p-value: 0.2496
```

Tabela 36: ANOVA do modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação imediata

```
Analysis of Variance Table

Response: Media_Imed
              Df R Sum Sq R Mean Sq Iter Pr(Prob)
Grupo           3   5.5258   1.84193  5000   0.0016 **
GrupoBio-X1:Idade  4   7.4987   1.87468  5000   0.0016 **
Idade:Diagn       1   1.3753   1.37527  5000   0.0064 **
Residuals        13  12.1244   0.93265
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Modelagem das notas na Aplicação Tardia

Com a modelagem inconclusiva para a retenção e as notas na aplicação imediata, partimos para a modelagem das notas na aplicação tardia. Com isso, buscamos levantar considerações sobre diferenças entre tratamentos na memória de prazo longo [8]. Vamos repetir o processo como feito com a análise interior, levando em consideração as mesmas limitações.

Modelo linear simples

Ajustamos um modelo linear simples com efeitos fixos para a nota na aplicação tardia, idade, tópico e velocidade da apresentação, e interação entre idade e grupo, assim como diagnóstico e idade.

Tabela 38: Resumo do modelo linear simples para as notas na aplicação tardia

Termo	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Valor-p
(Intercept)	10.5402	9.6959	1.0871	0.2984
Diagn	-5.3373	4.0513	-1.3174	0.2123
Idade	-0.3897	0.4592	-0.8486	0.4127
GrupoBio-X2	5.9001	10.7618	0.5482	0.5936
GrupoMat-X1	14.8815	9.1861	1.6200	0.1312
GrupoMat-X2	12.0877	10.1943	1.1857	0.2587
Idade:GrupoBio-X2	-0.3135	0.5171	-0.6063	0.5556
Idade:GrupoMat-X1	-0.6236	0.4244	-1.4695	0.1674
Idade:GrupoMat-X2	-0.5750	0.4941	-1.1636	0.2672
Diagn:Idade	0.3134	0.1882	1.6653	0.1217

Nenhum dos coeficientes do modelo apresenta valor p significativo. Ainda assim, prosseguimos com a seleção das variáveis pelos testes t , restando o modelo com grupo, interação idade-grupo e interação diagnóstico-idade. Dessa vez, pudemos manter o intercepto também.

Tabela 39: Resumo do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia

Termo	Estimativa	Erro Padrão	Valor t	Valor-p
(Intercept)	1.5533	7.0825	0.2193	0.8298
GrupoBio-X2	6.1325	11.0606	0.5544	0.5887
GrupoMat-X1	17.6844	9.1856	1.9252	0.0764
GrupoMat-X2	13.8744	10.3856	1.3359	0.2045
GrupoBio-X1:Idade	0.0223	0.3456	0.0646	0.9494
GrupoBio-X2:Idade	-0.2957	0.3963	-0.7463	0.4688
GrupoMat-X1:Idade	-0.7188	0.2248	-3.1980	0.0070
GrupoMat-X2:Idade	-0.6226	0.3540	-1.7587	0.1021
Idade:Diagn	0.0666	0.0183	3.6440	0.0030

Testaremos via ANOVA com um modelos reduzidos.

Tabela 40: Comparação entre o modelo sem interação com o modelo selecionado para as notas na aplicação tardia

Res.Df	RSS	Df	Sum of Sq	F	Pr(>F)
18	29.83	NA	NA	NA	NA
13	13.51	5	16.32	3.141	0.0447

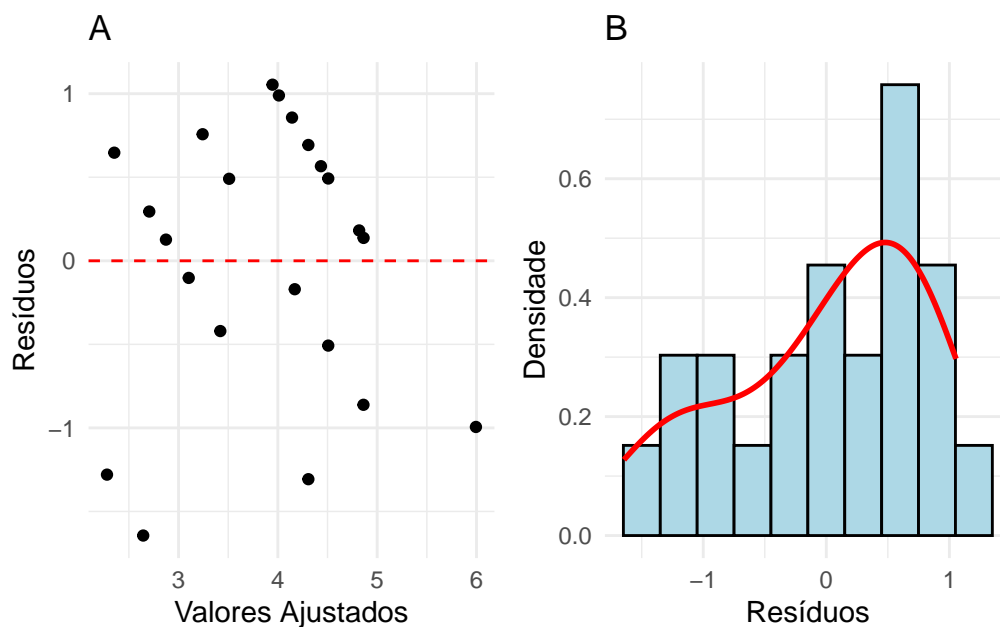
O modelo com interações é preferível ao modelo sem interações pela Tabela 40.

Partimos para o diagnóstico do modelo.

Diagnóstico do modelo linear simples

Primeiro, para análise dos resíduos.

Figura 14: Diagnóstico do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia



Os resíduos mostram-se demasiadamente positivos no gráfico A da Figura 14, com alguns valores muito negativos. O histograma do gráfico B aponta irregularidade. Faremos o teste de Levene para homocedasticidade.

Tabela 41: Teste de Levene para homocedasticidade dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia

Estatística	Valor-p
0.2798	0.8392

Pela Tabela 41, não rejeitamos a hipótese nula de homocedasticidade dos resíduos. Partimos para análise de normalidade.

Figura 15: QQ-Plot dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia

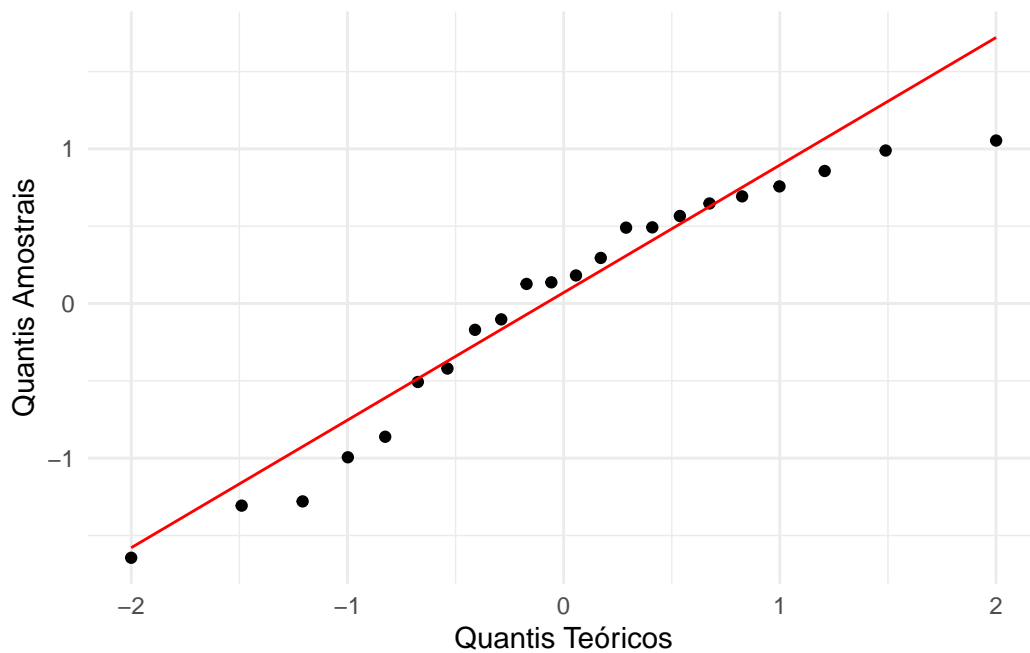


Tabela 42: Teste de Shapiro-Wilk para normalidade dos resíduos do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia

Estatística	Valor-p
0.9277	0.11

Novamente, não rejeitamos a hipótese nula de normalidade dos resíduos a um nível de confiança de 5%. Assim, seguemos com teste de Bartlett para homocedasticidade entre os grupos.

Tabela 43: Teste de Bartlett para homocedasticidade dos resíduos do modelo simples selecionado para as notas na aplicação tardia

Estatística	Valor-p
1.2423	0.7429

O teste de Bartlett não rejeita a homocedasticidade. Dessa forma, não rejeitamos as suposições do modelo linear clássico para essa modelagem. Seguimos com a análise.

Análise de diferença entre grupos

Aplicamos o ANOVA para verificar diferenças entre os grupos.

Tabela 45: Resumo do modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação tardia

```
[1] "Settings:  unique SS : numeric variables centered"

Call:
lmp(formula = Media_Semn ~ Grupo + Idade:Grupo + Diagn:Idade,
     data = df_grupos)

Residuals:
      Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.0874 -0.8656  0.2000  0.8316  1.7176

Coefficients:
              Estimate Iter Pr(Prob)
Grupo1          0.4708   51  0.6863
Grupo2         -0.4568   51  0.6667
Grupo3          0.1916 5000  0.0052 **
GrupoBio-X1:Idade -0.2845 5000  0.0060 **
GrupoBio-X2:Idade -0.2397 5000  0.0060 **
GrupoMat-X1:Idade -0.2807 5000  0.0018 **
GrupoMat-X2:Idade -0.3171   51  0.6863
Idade:Diagn       0.3910 5000  0.0004 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.33 on 13 degrees of freedom
Multiple R-Squared:  0.2944, Adjusted R-squared: -0.1399
F-statistic: 0.6778 on 8 and 13 DF,  p-value: 0.7038
```

Tabela 44: ANOVA do modelo linear simples selecionado para as notas na aplicação tardia

Termo	Soma de Quadrados	Graus de Liberdade	Quadrado Médio	Valor F	Valor-p
Grupo	2.7623	3	0.9208	0.8861	0.4740
Grupo:Idade	2.5203	4	0.6301	0.6063	0.6651
Idade:Diagn	13.7989	1	13.7989	13.2786	0.0030
Residuals	13.5094	13	1.0392	NA	NA

Pela Tabela 44, não há diferença significativa entre os grupos no modelo para as notas na aplicação tardia. Partiremos para métodos não paramétricos por desconfiança dos resíduos.

Métodos não paramétricos

Apesar de não rejeitarmos as suposições do modelo linear clássico, dada a natureza dos dados, optamos por ajustar um modelo não paramétrico para as notas na aplicação tardia através da permutação. Usaremos os mesmos efeitos fixos do modelo reduzido.

Tabela 46: ANOVA do modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação tardia

Analysis of Variance Table

Response: Media_Semn

	Df	R	Sum Sq	R	Mean Sq	Iter	Pr(Prob)
Grupo	3		2.0777		0.6926	5000	0.0074 **
GrupoBio-X1:Idade	4		4.1458		1.0365	5000	0.0088 **
Idade:Diagn	1		4.3106		4.3106	5000	0.0004 ***
Residuals	13		22.9977		1.7691		

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Novamente, identificamos pela Tabela 45 e Tabela 46 que há efeito significativo do grupo na nota na aplicação tardia. Prosseguiremos com o teste de Kruskal-Wallis para as diferenças entre grupos.

Tabela 47: Teste de Kruskal-Wallis para o modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação tardia

Estatística	Valor-p
1.0341	0.793

Mais uma vez, o teste de Kruskal-Wallis não rejeita a hipótese nula de que as amostras entre os grupos se originam da mesma distribuição. Acreditamos que, nesse caso, o teste de Kruskal-Wallis é menos confiável que o ANOVA do método de permutação. Assim como na modelagem da retenção e das notas na aplicação imediata, pode ser que pela variabilidade distinta entre os grupos observadas na análise descritiva (Tabela 3), a análise do método com permutação seja inválida. Pode ser também que o teste de KW tenha pouca adequação pela grande quantidade de empates na variável resposta. Prosseguiremos mesmo assim com a análise *post-hoc*. Usaremos o teste *post-hoc* de Dunn para identificar quais grupos diferem entre si.

Tabela 48: Teste de Dunn para comparações múltiplas entre os grupos do modelo não paramétrico de permutação para as notas na aplicação tardia

Comparação	Estatística	Valor-p ajustado
Bio-X1 - Bio-X2	0.9739	1
Bio-X1 - Mat-X1	0.6691	1
Bio-X2 - Mat-X1	-0.2822	1
Bio-X1 - Mat-X2	0.4474	1
Bio-X2 - Mat-X2	-0.4875	1
Mat-X1 - Mat-X2	-0.2053	1

Pelo resultado do teste de Dunn na Tabela 48, não há diferenças significativas entre os grupos, mas, como dito, a análise pode ser prejudicada pela grande quantidade de empates na variável resposta. Dessa forma, estamos incertos sobre quais grupos diferem entre si, graças às limitações dos dados e técnicas de modelagem.

Conclusões da modelagem sobre as notas na aplicação tardia

A partir dos modelos ajustados, há indícios de que há diferenças significativas nas notas na aplicação tardia entre os diferentes tratamentos com os métodos utilizados. Apesar disso, não conseguimos identificar quais grupos diferem entre si, devido às limitações dos dados e técnicas de modelagem.

Prosseguiríamos, como dito anteriormente, com a análise através de transformações ou o uso de modelos lineares generalizados que melhor se adequem à variável resposta discreta.

Conclusões Gerais

A modelagem estatística realizada não permitiu conclusões definitivas sobre os efeitos dos diferentes tratamentos na retenção e nas notas em aplicações imediata e tardia. Embora algumas análises indiquem diferenças significativas entre os grupos, como a Tabela 46, as limitações inerentes aos dados e às técnicas de modelagem utilizadas impediram a identificação clara de quais grupos diferem entre si. Futuras análises poderiam explorar transformações dos dados ou a aplicação de modelos lineares generalizados para melhor capturar a natureza discreta das variáveis resposta.

Outro fator importante a se considerar são limitações do próprio estudo, como tamanho amostral reduzido e possíveis vieses na coleta de dados, que podem ter influenciado os resultados obtidos.

No geral, podemos concluir que, desse experimento, não há evidências robustas para afirmar que combinações específicas entre conteúdo e velocidade de reprodução tem efeito significativo na retenção de informação ou no desempenho em avaliações imediatas e tardias. Recomenda-se cautela na interpretação dos resultados e a realização de estudos adicionais com amostras maiores e metodologias aprimoradas para elucidar melhor os efeitos dos tratamentos avaliados.

Também, enquanto a velocidade individualmente já foi analisada por diversos estudos, assim como a análise individual do “conteúdo do vídeo”, poucos estudos foram feitos sobre a combinação desses dois fatores. Portanto, este é um primeiro passo importante para futuras pesquisas na área de aprendizagem através de vídeos educacionais.

Se quiser levar uma conclusão divertida, pela Tabela 13, matemática é mais fácil para alunos de exatas que biologia a uma significância de 5%.

Referências

- [1] D. H. Murphy, K. M. Hoover, K. Agadzhanyan, J. C. Kuehn, e A. D. Castel, “Learning in double time: The effect of lecture video speed on immediate and delayed comprehension”, *Applied Cognitive Psychology*, vol. 36, nº 1, p. 69–82, 2022, doi: [10.1002/acp.3899](https://doi.org/10.1002/acp.3899). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/acp.3899>. [Acessado: 27 de outubro de 2025]
- [2] D. H. Murphy, K. M. Hoover, e A. D. Castel, “The Effect of Video Playback Speed on Learning and Mind-Wandering in Younger and Older Adults”, *Memory (Hove, England)*, vol. 31, nº 6, p. 802–817, jul. 2023, doi: [10.1080/09658211.2023.2198326](https://doi.org/10.1080/09658211.2023.2198326). Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10330257/>. [Acessado: 27 de outubro de 2025]
- [3] T. Tharumalingam, B. R. T. Roberts, J. M. Fawcett, e E. F. Risko, “Increasing Video Lecture Playback Speed Can Impair Test Performance – a Meta-Analysis”, *Educational Psychology Review*, vol. 37, nº 2, p. 35, abr. 2025, doi: [10.1007/s10648-025-10003-9](https://doi.org/10.1007/s10648-025-10003-9). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10648-025-10003-9>. [Acessado: 27 de outubro de 2025]
- [4] M. M. McIntyre, J. L. Gundlach, e W. G. Graziano, “Liking guides learning: The role of interest in memory for STEM topics”, *Learning and Individual Differences*, vol. 85, p. 101960, jan. 2021, doi: [10.1016/j.lindif.2020.101960](https://doi.org/10.1016/j.lindif.2020.101960). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1041608020301400>. [Acessado: 28 de outubro de 2025]
- [5] W. Leahy e J. Sweller, “Cognitive load theory, modality of presentation and the transient information effect”, *Applied Cognitive Psychology*, vol. 25, nº 6, p. 943–951, 2011, doi: [10.1002/acp.1787](https://doi.org/10.1002/acp.1787). Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/acp.1787>. [Acessado: 28 de outubro de 2025]
- [6] E. Foulke e T. G. Sticht, “Review of research on the intelligibility and comprehension of accelerated speech”, *Psychological Bulletin*, vol. 72, nº 1, p. 50–62, jul. 1969, doi: [10.1037/h0027575](https://doi.org/10.1037/h0027575)
- [7] R. C. Atkinson e R. M. Shiffrin, “Human Memory: A Proposed System and its Control Processes”, em *Psychology of Learning and Motivation*, K. W. Spence e J. T. Spence, Orgs., Academic Press, 1968, p. 89–195. doi: [10.1016/S0079-7421\(08\)60422-3](https://doi.org/10.1016/S0079-7421(08)60422-3). Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0079742108604223>. [Acessado: 29 de outubro de 2025]
- [8] J. Kamiński, “Intermediate-Term Memory as a Bridge between Working and Long-Term Memory”, *The Journal of Neuroscience*, vol. 37, nº 20, p. 5045–5047, 2017, doi: [10.1523/JNEUROSCI.0604-17.2017](https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.0604-17.2017). Disponível em: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6596466/>. [Acessado: 29 de outubro de 2025]