

Explorando nudges para incentivar o engajamento dos alunos em uma plataforma de aprendizagem: Um estudo experimental preliminar

Hércules Silva de Souza¹

Curso de Lic. Ciências da Computação
Universidade Federal da Paraíba – Campus IV
Rua da Mangueira, s/n, Rio Tinto, PB, Cep: 58000-000

hercules.silva@dcx.ufpb.br

Abstract. *Learning platforms are widely used to create, organize and personalize the educational content of teachers and students, helping them in the teaching and learning process. Considering the importance of student engagement in solving challenges in such environments, this work aims to evaluate the influence of interventions in the environment, known as nudges. Using logistic regression from a sample of 132 participants, this work indicated the influence of social norms in solving challenges when the message is presented from a negative point of view. On the contrary, when the message is presented from a positive point of view, the information that few have resolved has influenced the resolution of challenges.*

Resumo. *Plataformas de aprendizagem são amplamente utilizadas para criar, organizar e personalizar os conteúdos educacionais dos professores e alunos, ajudando-os no processo de ensino e aprendizagem. Considerando a importância do engajamento dos alunos na resolução de desafios em tais ambientes, este trabalho pretende avaliar a influência de intervenções no ambiente, conhecidas como nudges. Utilizando regressão logística a partir de uma amostra de 132 participantes, este trabalho indicou a influência das normas sociais na resolução dos desafios quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista negativo. Do contrário, quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista positivo, a informação de que poucos resolveram influenciou na resolução dos desafios.*

1. Introdução

Plataformas de aprendizagem são amplamente utilizadas para criar, organizar e personalizar os conteúdos educacionais dos professores e alunos, ajudando-os no processo de ensino e aprendizagem e tornando a educação mais acessível. Nessas ferramentas, o aluno tem um espaço para acessar atividades, projetos, professores, documentos e apresentações.

¹ Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) na modalidade Artigo apresentado como parte dos pré-requisitos para a obtenção do título de Licenciado em Ciência da Computação pelo curso de Licenciatura em Ciência da Computação do Centro de Ciências Aplicadas e Educação (CCAEE), Campus IV da Universidade Federal da Paraíba, sob a orientação do professor José Adson Oliveira Guedes da Cunha

A principal vantagem da utilização dessas plataformas é o acesso remoto, o que possibilita qualquer aluno com acesso à internet conseguir utilizá-las independente da sua localização geográfica. Além disso, os alunos também podem realizar as atividades conforme o seu ritmo de aprendizagem, sem restrição de horário.

Esse tipo de plataforma também tem por finalidade manter a autonomia, motivação e o engajamento dos alunos. Porém, manter o engajamento dos alunos em tais plataformas com a participação ativa nas atividades é algo extremamente desafiador. De acordo com Kuh (2001), o engajamento do estudante pode ser definido como o tempo e a energia alocados para atividades educacionais individualmente pelo estudante e em que extensão a instituição de ensino cria oportunidade e proporciona recursos para que os estudantes participem destas atividades resultando em seu sucesso. Nesse sentido, criar intervenções que mantenham os alunos engajados influenciando-os a realizar os desafios propostos é de essencial importância para um aprendizado satisfatório.

Nos ambientes digitais, as escolhas são influenciadas não apenas por deliberações racionais sobre as opções disponíveis, mas também pelo design do ambiente no qual a informação é apresentada, o qual pode exercer uma influência subconsciente nas escolhas (Johnson et al., 2012). Simples modificações nos ambientes podem influenciar as escolhas das pessoas e “empurrar” seus comportamentos em direções particulares. Tais empurrões, conhecidos como nudges, foram propostos por Richard Thaler, vencedor do Prêmio Nobel de Economia em 2017, e Cass Sunstein. De acordo com Thaler e Sunstein (2008), *“um nudge é qualquer aspecto da arquitetura da escolha que altera o comportamento das pessoas de uma forma previsível sem proibir nenhuma opção nem alterar significativamente as consequências econômicas”*.

Weinmann et al. (2016) definiram o conceito de *“digital nudging”* como o uso de elementos de design de interface de usuário para guiar o comportamento das pessoas em ambientes digitais que envolvam escolhas. Diante da importância das plataformas de aprendizagem, este trabalho tem como objetivo avaliar, através de um protótipo de plataforma de aprendizagem chamada Jmeeh, a influência de nudges para aumentar o engajamento de alunos na resolução de desafios.

Este artigo está organizado da seguinte forma: A Seção 2 apresenta os conceitos relacionados aos nudges e trabalhos relacionados. A Seção 3 apresenta o método de pesquisa. A Seção 4 apresenta os resultados e, por fim, a Seção 5 apresenta as conclusões.

2. Nudges Digitais

Um *nudge* não tem por objetivo tirar a liberdade de escolha ou forçar um indivíduo a escolher uma determinada opção, mas influenciar e “empurrar” previsivelmente o indivíduo a escolher a opção mais desejável e proveitosa para si, sendo ele facilmente evitada. Por exemplo, se uma pessoa deseja consumir alimentos mais saudáveis, ela não deve se proibir de ingerir *junk food*, mas sim criar estímulos mentais que modifiquem sua atual alimentação, como colocar uma fruta ao nível dos olhos.

Considerando a inexistência de uma forma neutra de apresentar as informações, todas as decisões relacionadas ao design da interface de um sistema influenciam o

comportamento dos usuários (Mandel e Johnson, 2002). O ensino remoto, embora seja apoiado por ferramentas tecnológicas, é um espaço de interação entre pessoas com diversas necessidades, cada qual com personalidades e estilos de aprendizagem diferentes. Neste campo de aplicação, a maioria dos nudges se referem a intervenções com o objetivo de melhorar o engajamento dos alunos (Cavanaugh e Eastham, 2019; Lawrence, 2019; Taskin et al., 2019; van Oldenbeek et al., 2019). De acordo com Rodriguez et al. (2019), por exemplo, os autores aplicaram nudges para diminuir a procrastinação de atividades por alunos de graduação.

As escolhas podem ser apresentadas de um modo que saliente aspectos positivos ou negativos da mesma decisão, levando a mudanças em sua atratividade relativa. Essa técnica compõe a Teoria da Perspectiva (Kahneman e Tversky, 1979), que empregaram a técnica do *framing* (enquadramento) para mostrar jogos em termos de perdas ou ganhos. Foram identificados diversos tipos de abordagens de enquadramentos, entre elas *framing* de escolhas de risco (Ex.: o risco de perder 10 em 100 vidas em comparação com a oportunidade de salvar 90 em 100), *framing* de atributos (Ex.: descrever uma carne como sendo 95% sem gordura ou como possuindo 5% de gordura) e *framing* de objetivos (Ex.: motivar pessoas oferecendo \$5 de recompensa em comparação com determinar uma penalidade de \$5) (Levin, Schneider e Gaeth, 1998).

As normas sociais, por sua vez, sinalizam os comportamentos apropriados e são classificadas como expectativas ou regras comportamentais em um grupo de pessoas (Dolan et al., 2010). O feedback normativo (Ex: o nível de consumo de energia de uma pessoa comparado à média regional) é frequentemente usado em programas de mudança de comportamento (Allcott, 2011). O feedback usado para induzir à mudança de comportamento pode ser descritivo, representando o comportamento da maioria para fins de comparação, ou injuntivo, comunicando comportamentos aprovados ou desaprovados. Esse último é mais eficaz quando um comportamento indesejável é prevalente (Cialdini, 2008).

O presente trabalho é baseado no estudo realizado por Masaki et al. (2020), que avaliou estatisticamente a eficácia de nudges para influenciar usuários adolescentes a evitarem ameaças à privacidade e segurança em redes sociais.

3. Método de Pesquisa

Trata-se de uma pesquisa quantitativa, que contou com a participação de 132 alunos, sendo 75% do gênero masculino, 24,2% do sexo feminino e 0,8% não informado. Em relação à distribuição por curso, 52,3% foram participantes do curso de Licenciatura em Ciência da Computação, 39,4% de Bacharelado em Sistemas de Informação e 8,3% de outros cursos. A maioria dos participantes da pesquisa foram alunos de períodos finais no curso, sendo 42% dos 4 períodos iniciais e 58% dos períodos finais.

De forma a avaliar quais desenhos de nudges têm maior influência para encorajar a resolução de desafios em projetos de aprendizagem, foi elaborado um protótipo de uma plataforma de aprendizagem baseada em projetos, denominada de Jmeeh. Foi utilizado o software IBM SPSS para o tratamento e análise dos dados.

Apesar de a integração de nudges em ambientes reais de projetos de aprendizagem ser o ideal para investigação dos efeitos de tais nudges, o

desenvolvimento de uma solução completa seria custoso. Nesse sentido, foram prototipadas 5 (cinco) telas para contextualizar as mensagens, sendo questionado ao participante: “*Você tentaria resolver o desafio?*”. A resposta foi dada em uma escala Likert de 1 a 10, onde 1 significa “certamente não tentaria” e 10, “certamente tentaria”. A Figura 1 apresenta um exemplo do protótipo com a mensagem.



Figura 1. Exemplo de mensagem de *nudge* com dados fictícios.

A pesquisa foi realizada através de um *survey* disponibilizado na plataforma *Google Forms*², com duração de preenchimento de 2 a 3 minutos. De modo a evitar qualquer viés de resposta no questionário, a exibição dos *nudges* foi aleatorizada entre os participantes. O público-alvo foi formado por estudantes universitários de cursos na área de computação. Foram coletados os seguintes dados sociodemográficos: gênero, curso e período. Os dados foram coletados durante o mês de junho de 2021.

Cada participante teve acesso ao formulário com todos os cinco nudges divididos em duas categorias: (i) Nudge com sugestões gerais e (ii) Nudge com dados fictícios. A primeira indica uma mensagem com informação genérica. A segunda agrupa as mensagens apresentadas de forma positiva, indicando a quantidade de desafios resolvidos, ou de forma negativa, indicando a quantidade de desafios que ainda não foram resolvidos. Além disso, tais mensagens indicam um percentual (baixo ou alto) de alunos que concluíram os desafios de modo a avaliar o efeito das normas sociais. O Quadro 1 apresenta as cinco mensagens de *nudge* consideradas na pesquisa.

Quadro 1. Cinco desenhos de nudge analisados

	Sem polaridade	Polaridade	
		Afirmação (Quantos desafios foram resolvidos)	Negação (Quantos desafios não foram resolvidos)

² <https://bit.ly/2SiNCjT>

Nudge com sugestões gerais	NudgeGeral	-	-
Nudge com dados fictícios	-	NudgeDadosFictícios30-Resolvidos	NudgeDadosFictícios30-Faltantes
	-	NudgeDadosFictícios70-Resolvidos	NudgeDadosFictícios70-Faltantes

No contexto de privacidade e segurança das informações, Bravo-Lillo et al. (2013) e Harbach et al. (2014) concluíram que o uso de nudges no momento apropriado pode levar pessoas a comportamentos de aversão a riscos. Baseado neste contexto, foi projetado um *NudgeGeral* com uma mensagem sobre os benefícios da resolução de desafios em projetos de aprendizagem. De acordo com Caraban et al. (2019), tal nudge consiste em um mecanismo genérico para relembrar ou confrontar as consequências de uma ação.

O efeito de enquadramento é o viés que descreve de que modo a tomada de decisão pode ser afetada pela maneira como o problema é formulado ou pela forma como as opções são apresentadas (enquadradas) (Davis e Bobko, 1986; Levin e Gaeth, 1988; Wilson et al., 1987). Apresentar as mensagens positiva ou negativamente pode influenciar a fazer ou não os desafios. Foram propostos dois tipos de mensagens, uma indicando a quantidade de desafios resolvidos e outra indicando a quantidade de desafios não resolvidos. Apesar da diferença, ambas possuem o mesmo conteúdo em termos de desafios resolvidos.

As normas sociais, por sua vez, são as regras habituais de comportamento que regulam as nossas interações com os outros. Saber que os outros as cumprem fornece um ponto de referência em relação ao qual as pessoas podem comparar diferentes opções quando eles não têm certeza sobre o que fazer (Ariely, 2008). De acordo com Caraban et al. (2019), tais mensagens são mecanismos para possibilitar comparações ou influências sociais. Foram propostos dois tipos de mensagens, uma indicando um percentual pequeno de colegas de turma que resolveram os desafios (30%) e outra indicando um percentual alto de colegas de turma que resolveram os desafios (70%). O Quadro 2 apresenta a descrição das mensagens.

Quadro 2. Descrição das mensagens

Nudge	Descrição da mensagem
NudgeGeral	A participação em desafios de programação influencia positivamente o aprendizado dos alunos.
NudgeDadosFictícios30-Resolvidos	Você resolveu 3 dos 7 desafios da Unidade I. 30% dos seus colegas de turma já concluíram todos os desafios.
NudgeDadosFictícios70-Resolvidos	Você resolveu 3 dos 7 desafios da Unidade I. 70% dos seus colegas de turma já concluíram todos os desafios.
NudgeDadosFictícios30-Faltantes	Ainda não foram resolvidos 4 dos 7 desafios da Unidade I. 30% dos seus colegas de turma já concluíram todos os

	desafios.
NudgeDadosFictícios70-Faltantes	Ainda não foram resolvidos 4 dos 7 desafios da Unidade I. 70% dos seus colegas de turma já concluíram todos os desafios.

Para análise das respostas, foi utilizada a regressão logística que, segundo Hair et al. (2009), trata-se de uma técnica que relaciona uma variável dependente categórica, frequentemente binária, e uma ou mais variáveis independentes e, a partir de um modelo, permite estimar a probabilidade usando uma função logística. Foi utilizada a regressão logística multinomial com o propósito de estimar a probabilidade associada à ocorrência de determinado evento (*disposição do aluno em resolver o desafio*) em face de um conjunto de variáveis explanatórias (*mensagens exibidas*).

4. Análise dos Resultados

Ao realizar os primeiros ajustes do modelo de regressão logística, verificou-se que a variável resposta *NudgeGeral* na escala de 1 a 10 não se ajustou bem ao modelo. Por esse motivo, a variável dependente foi ajustada para uma escala binária em 0 e 1, em que 1 se refere a ser resolvido e 0 a não ser resolvido. Os valores iniciais do *NudgeGeral* de 1 a 5 foram classificados como o desafio não ser resolvido e 6 a 10 como sendo resolvido. O percentual de participantes que resolveram os desafios foi de 85%.

A Tabela 1 apresenta a média, mediana, desvio padrão e coeficiente de variação de cada nudge inicial considerando a escala de 1 a 10.

Tabela 1. Medidas-resumo

Medidas	Nudge Geral	Nudge Dados Fictícios70-Resolvidos	Nudge Dados Fictícios70-Faltantes	Nudge Dados Fictícios30-Resolvidos	Nudge Dados Fictícios30-Faltantes
Média	7,9	8,3	8,1	7,6	7,6
Mediana	9,0	9,0	9,0	8,0	8,0
Desvio Padrão	3,1	1,9	1,8	3,3	1,9
Coef. de Variação	39,0%	22,9%	22,2%	44,2%	25,2%

Ao analisar a Tabela 1 verifica-se que os *NudgeDadosFictícios70-Resolvidos* e *NudgeDadosFictícios70-Faltantes* apresentaram médias de resolutividade semelhantes, assim como as medianas de *NudgeGeral*, *NudgeDadosFictícios70-Resolvidos* e *NudgeDadosFictícios70-Faltantes*, ou seja, 50% dos valores foram iguais ou inferiores 9,0.

O teste de Kruskal-Wallis foi utilizado com objetivo de identificar diferenças significativas entre as mensagens. O teste revelou que há diferença significativa entre os grupos (H: 11,9; p-valor: = 0,018). Para verificar quais mensagens eram diferentes significativamente foi aplicado o teste de comparações múltiplas de post-hoc de Dunn. O teste mostrou que as mensagens (*NudgeGeral* e *NudgeDadosFictícios30-Resolvidos*), (*NudgeDadosFictícios70-Resolvidos* e *NudgeDadosFictícios30-Resolvidos*),

(*NudgeDadosFictícios70-Resolvidos* e *NudgeDadosFictícios30-Faltantes*), (*NudgeDadosFictícios70-Faltantes* e *NudgeDadosFictícios30-Resolvidos*) e (*NudgeDadosFictícios70-Faltantes* e *NudgeDadosFictícios30-Faltantes*) apresentaram diferença significativas ao nível de 95% de confiança.

A Tabela 2 apresenta as estimativas de parâmetros do ajuste do modelo de regressão logística e seus respectivos erros padrões. Observa-se que os parâmetros *NudgeDadosFictícios70-Faltantes* e *NudgeDadosFictícios30-Resolvidos* foram significativos pelo valor de p e *NudgeDadosFictícios30-Faltantes* e *NudgeDadosFictícios70-Resolvidos* não foram significativos, pois apresentaram valor de p superior a 0,05. Os intervalos de confiança para exp(B) também confirmam a significância dos parâmetros, dado que não incluem o valor um no seu intervalo para as mesmas variáveis com o objetivo de avaliar quais fatores influenciam na variável dependente (decisão de o aluno tentar a resolução de um desafio). Foi escolhida a categoria referência 0 (zero), ou seja, “não tentar resolver o desafio” por ser didaticamente melhor para ser explorado. Foram interpretados apenas os fatores N70R (*NudgeDadosFictícios70-Resolvidos*), N70F (*NudgeDadosFictícios70-Faltantes*), N30R (*NudgeDadosFictícios30-Resolvidos*), N30F (*NudgeDadosFictícios30-Faltantes*).

Tabela 2. Estimativas de parâmetros para o modelo de regressão logística.

Parâmetros	β	Erro Padrão	Wald	df	p-valor.	Exp(β)	95% Intervalo de Confiança para Exp(β)	
							Limite inferior	Limite superior
1 Intercepto	-1,318	,970	1,847	1	0,174			
N70F	,334	,187	3,192	1	0,044	1,396	1,068	2,013
N30R	,260	,131	3,934	1	0,047	1,296	1,003	1,676
N30F	-,084	,164	,263	1	0,608	0,919	0,667	1,267
N70R	-,088	,164	,287	1	0,592	0,916	0,665	1,262

Fonte: Elaboração própria. Nota: Categoria de Referência *Não tentar resolver o desafio*.

As variáveis independentes N70F, N30R, N30F, N70R são quantitativas contínuas. O valor da exp(β) representa as razões de chance das variáveis independentes em função das variáveis respostas tomando como base de referência a categoria *Não tentar resolver o desafio*. A chance de o aluno escolher resolver o desafio em relação a não resolver o desafio é analisado da seguinte forma: *A cada 1 (um) ponto que aumenta-se na escala do N70F, a chance de o aluno escolher resolver o desafio em relação a não resolver o desafio aumenta 219% (3,19 - 1,00)*.

Os intervalos de confiança para exp(β) também confirmam a significância dos parâmetros, dado que não incluem o valor um no seu intervalo. Realizando uma análise de sensibilidade do modelo por meio do exp(β) é possível perceber que o *nudge* N70F aumenta em 39,6% a chance de a pessoa resolver o desafio em relação ao não concluir o

desafio. Já o *nudge* N30R aumenta em 29%. Em contrapartida, N70R e N30F não foram significativos e apresentaram uma tendência dos alunos de não resolverem o desafio. Os *nudges* N30F e N70R diminuem a chance em aproximadamente 9% de resolver o desafio. Tanto o N30F quanto o N70R têm um aumento de 92% na chance de o aluno não tentar resolver o desafio.

Analisando os resultados, percebe-se a influência das normas sociais na resolução dos desafios (*70% dos seus colegas de turma já concluíram todos os desafios*) quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista negativo (*Ainda não foram resolvidos 4 dos 7 desafios da Unidade I*). Do contrário, quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista positivo (*Você resolveu 3 dos 7 desafios da Unidade I*), a informação de que poucos resolveram influenciou na resolução dos desafios (*30% dos seus colegas de turma já concluíram todos os desafios*). Apesar das limitações da pesquisa em relação ao tamanho da amostra e avaliação das mensagens em um ambiente fictício, percebe-se uma tendência sobre a influência do grupo quando o aluno não está em dia com as atividades. Do contrário, há uma tendência sobre a influência da exibição da evolução do aluno em relação às atividades sem a influência do grupo.

A Tabela 3 apresenta a classificação que ilustra a acurácia do modelo, ou seja, quantos acertos foram obtidos considerando o valor observado e o valor previsto. Quanto aos *nudges* que explicam a resolução de desafios, houve um acerto de 98,2% e quanto aos *nudges* que explicam a não resolução de desafios, houve um acerto de 10%. O baixo percentual de acerto para não resolução dos desafios é explicado pelo fato de a maioria das respostas estarem relacionadas à resolução dos desafios. No total, a probabilidade de o modelo prever a resolução de desafios a partir dos *nudges* utilizados é de 84,8%.

Tabela 3. Classificação do modelo

Observado	Resolver o desafio (1)	Não resolve o desafio (0)	Porcentagem correta
1	110	2	98,2%
0	10	2	10,0%
Porcentagem global	97,0%	3,0%	84,8%

5. Conclusões

Manter o aluno engajado aumenta a eficácia do aprendizado, e, nesse contexto, desafios em plataformas de aprendizagem podem ser úteis. Por meio desta pesquisa, este trabalho indicou a influência das normas sociais na resolução dos desafios quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista negativo. Do contrário, quando a mensagem é apresentada sob o ponto de vista positivo, a informação de que poucos resolveram influenciou na resolução dos desafios.

As conclusões devem ser feitas com parcimônia dadas as limitações da pesquisa. Em vez de interagir em uma plataforma real de aprendizagem, nas quais as mensagens

seriam apresentadas no contexto de disciplinas acadêmicas, as mesmas foram apresentadas em um único formulário de forma aleatorizada. O fato de os participantes avaliarem todas as mensagens em um mesmo momento e sem a influência de outros aspectos relacionados ao contexto real, como tamanho da turma, afinidade com os colegas, complexidade do conteúdo da disciplina, didática do professor, nível de conhecimento do aluno, dentre outros, podem influenciar na avaliação do nível de certeza com que os desafios seriam resolvidos.

Como trabalho futuro, uma plataforma de aprendizagem pode ser desenvolvida para experimentação dos nudges utilizados nesta pesquisa em um ambiente real, além de outros *nudges* não pesquisados. Novas análises podem ser realizadas utilizando uma quantidade maior de alunos.

Referências

- Allcott, H. (2011). Social norms and energy conservation. *Journal of Public Economics*, 95 (5), 1982-2095.
- Ariely, D. (2008). *Predictably Irrational*. New York: Harper Collins.
- Caraban, A., Karapanos, E., Gonçalves, D., & Campos, P. (2019). 23 ways to nudge: A review of technology-mediated nudging in human-computer interaction. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-15).
- Cavanaugh, T., & Eastham, N. (2019). Nudging, Not Shoving: Five effective strategies for motivation and success for online learners. In *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference* (pp. 398-404). Association for the Advancement of Computing in Education (AACE).
- Cialdini, R.B. (2008). *Influence: Science and Practice*, 5th ed. Boston: Pearson.
- Cristian Bravo-Lillo, Saranga Komanduri, Lorrie Faith Cranor, Robert W. Reeder, Manya Sleeper, Julie Downs, and Stuart Schechter. (2013). Your Attention Please: Designing Security-decision UIs to Make Genuine Risks Harder to Ignore. In *Proceedings of the Ninth Symposium on Usable Privacy and Security (SOUPS '13)*. ACM, New York, NY, USA, Article 6, 12 pages.
- Dawn K. Wilson, Robert M. Kaplan, and Lawrence J. Schneiderman (1987). Framing of decisions and selections of alternatives in health care. *Social Behaviour* 2, 1, 51–59.
- Dolan, P., Hallsworth, M., Halpern, D., King, D., & Vlaev, I. (2010). *MINDSPACE: Influencing behaviour through public policy*. London, UK: Cabinet Office.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis* (7th Edition).

Irwin Levin and Gary Gaeth (1988). How Consumers Are Affected by the Framing of Attribute Information Before and After Consuming the Product. *Journal of Consumer Research* 15 (02 1988), 374–378.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*, 47, 263-291.

Kuh, George (2001) Assessing what really matters to student learning inside the national survey of student engagement. *Change: The Magazine of Higher Learning*, USA, v. 33, n. 3, p. 10-17.

Lawrence, J., Brown, A., Redmond, P., & Basson, M. (2019). Engaging the disengaged: Exploring the use of course-specific learning analytics and nudging to enhance online student engagement. *Student Success*, 10(2), 47-59.

Levin, I. P., Schneider, S. L., & Gaeth, G. J. (1998). All frames are not created equal: A typology and critical analysis of framing effects. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 76, 149-188.

Mandel N, Johnson EJ (2002) When web pages influence choice: effects of visual primes on experts and novices. *J Consum Res* 2 (29):235 – 245.

Mandel N, Johnson EJ (2002) When web pages influence choice: effects of visual primes on experts and novices. *J Consum Res* 2 (29):235 – 245.

Marian Harbach, Markus Hettig, Susanne Weber, and Matthew Smith. (2014). Using Personal Examples to Improve Risk Communication for Security & Privacy Decisions. In *Proceedings of the 32Nd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '14)*. ACM, New York, NY, USA, 2647–2656.

Mark A. Davis and Philip Bobko (1986). Contextual effects on escalation processes in public sector decision making. *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 37, 1 (1986), 121–138.

Masaki, H., Shibata, K., Hoshino, S., Ishihama, T., Saito, N., & Yatani, K. (2020). Exploring nudge designs to help adolescent sns users avoid privacy and safety threats. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1-11).

Rodriguez, J., Piccoli, G., & Bartosiak, M. (2019). Nudging the classroom: Designing a socio-technical artifact to reduce academic procrastination. In *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences*.

Taskin, Y., Hecking, T., Hoppe, H. U., Dimitrova, V., & Mitrovic, A. (2019). Characterizing Comment Types and Levels of Engagement in Video-Based Learning as a Basis for Adaptive Nudging. In *European Conference on Technology Enhanced Learning* (pp. 362-376). Springer, Cham.

Thaler, R. H., e Sunstein, C. R. (2008) Nudge: improving decisions about health, wealth, and happiness. Yale University Press, New Haven.

van Oldenbeek, M., Winkler, T. J., Buhl-Wiggers, J., & Hardt, D. (2019). Nudging in Blended Learning: Evaluation of Email-based progress feedback in a Flipped-Classroom Information Systems Course. In The 27th European Conference on Information Systems (ECIS) 2019European Conference on Information Systems. Association for Information Systems. AIS Electronic Library (AISeL).

Weinmann, M., Schneider, C., e vom Brocke, J. (2016). Digital nudging. Business & Information Systems Engineering, 58(6), 433-436.