



Proposta para Grupo de Trabalho 2023

Programa de P&D Serviços Avançados

Fase 2

GT-LANSE - Learning Analytics como Serviço para Predição de Risco Acadêmico

Cristian Cechinel

26 de Setembro de 2022

1. Título

GT-LANSE - Learning Analytics como Serviço para Predição de Risco Acadêmico

2. Coordenador Acadêmico

Cristian Cechinel. Professor do Centro de Ciências Tecnologias e Saúde da Universidade Federal de Santa Catarina - Campus Araranguá. Atua como professor permanente no Programa de Pós-Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação da UFSC e no Programa de Computação da Universidade Federal de Pelotas. É bolsista de Produtividade em Desenvolvimento Tecnológico DT2 do CNPq.

<https://scholar.google.com.br/citations?user=cristiancechinel> (Plataforma Google Scholar)

https://researchgate.net/profile/Cristian_Cechinel/ (Plataforma Research Gate)

<http://lattes.cnpq.br/2782164252734586> (Plataforma Lattes)

contato: contato@cristiancechinel.pro.br, cristian.cechinel@ufsc.br ou +55 48 99805 3412

3. Assistente de Inovação

Tiago Thompsen Primo, Universidade Federal de Pelotas. Atua no Centro de Engenharias e no Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação UFPel, É Co-Fundador da Startup Elimu Social

<https://www.linkedin.com/in/tiago-primo-347b1a8/> (Plataforma LinkedIn)

https://www.researchgate.net/profile/Tiago_Primo (Plataforma Research Gate)

<http://lattes.cnpq.br/5641514282351546> (Plataforma Lattes)

contato:

tiago.primo@inf.ufpel.edu.br ou +55 53 991313061

4. Tópicos de Interesse

Inteligência Artificial, Educação a Distância

5. Parcerias e respectivas contrapartidas

Instituição	Contrapartida	Papéis Principais	Responsável
Univ. Fed. de Pelotas (UFPel)	Fundo PROAP, Bolsas PIBIC PIBIT Mestrado e Doutorado (Se aprovadas internamente), Horas de pesquisa dos professores envolvidos	Gerenciamento do Projeto; Pesquisa e Desenvolvimento do componentes relacionados a hardware a infraestrutura	Tiago Thompsen Primo

Univ. Fed. de Santa Catarina (UFSC)	Bolsas PIBIC PIBITI (já aprovadas internamente). Bolsas de Mestrado (se aprovadas internamente)	Gerenciamento do Projeto; Pesquisa e Desenvolvimento de Algoritmos; Inteligentes e Dashboards; Suporte a execução dos pilotos	Cristian Cechinel
Inst. Fed. Sul-Riograndense (IFSUL)	Horas de pesquisa dos pesquisadores envolvidos (Emanuel Marques Queiroga)	Pesquisa e Desenvolvimento de Algoritmos Inteligentes e Dashboards; Personalização e adaptação do Moodle; Suporte a execução dos pilotos	Emanuel Queiroga
Elimu Social	Horas de Pesquisadores e Desenvolvedores	Suporte no desenvolvimento da solução e busca de clientes para futuros casos de uso.	Kelen Silveira Bernardi

6. Descrição da Proposta

6.1. Sumário Executivo

A evasão e reprovação tem impacto social e econômico em instituições públicas e privadas afetando o planejamento docente, previsões orçamentárias de alocação de recursos, planejamento estratégico e demais fatores relacionados à viabilidade de uma instituição de ensino. A título de exemplo, segundo o censo EAD 2020 (CENSO, 2020), as taxas de evasão em cursos de Educação a Distância superiores no Brasil varia entre 23 e 30%, e em curso livres EAD (extensão, MOOCs, etc) é de aproximadamente 25%.

A necessidade de identificação de acadêmicos com alto risco de evasão e reprovação a partir de modelos automáticos já foi apontada há bastante tempo (Baker, Isotani, & Carvalho, 2011) como um dos potenciais problemas a serem atacados pela comunidade brasileira que atua na área de mineração de dados educacionais. Desde aquele momento, esse problema vem sendo largamente pesquisado nacionalmente, inclusive tendo gerado inúmeras publicações nos principais eventos e revistas das áreas. De fato, a predição de acadêmicos em risco foi um dos primeiros problemas a serem trabalhados quando do surgimento da área de mineração de dados educacionais, e a literatura científica que cobre o tema é bastante vasta, gerando inclusive a publicação de sessões especiais dedicadas especificamente ao problema (e.g. Romero & Ventura, 2019; Gómez-Pulido, Park & Soto, 2020).

Se por um lado, o campo de pesquisa em mineração de dados educacionais já vem explorando de maneira exaustiva o tema da identificação precoce de risco acadêmico, é certo também que os resultados dessas pesquisas ainda não foram universalmente traduzidos em ferramentas concretas que possam ser instaladas e utilizadas pelos estudantes e profissionais da educação (professores e gestores). Isso se dá sobretudo porque os resultados publicados normalmente são restritos a experimentos realizados com conjuntos de dados bastante específicos e cujas soluções não podem ser extrapoladas para outros contextos, fato que nos leva no máximo ao modelo TR4 de maturidade de software. De maneira geral, é possível dizer que os resultados das pesquisas sobre identificação de acadêmicos em risco (tanto de evasão como de reprovação) normalmente chegam até a etapa da geração e avaliação dos modelos de predição, sendo publicados em artigos científicos, mas não sendo transferidos como produtos para o setor produtivo.

A variedade de investigações existentes voltadas para a predição de acadêmicos em risco difere em muitas formas: nas técnicas de modelagem utilizadas para treinar e testar os modelos de predição (redes neurais, regressão logística, análise linear discriminante, árvores de decisão, máquina de vetores de suporte), nas fontes de dados utilizadas (diferentes AVA, sistemas acadêmicos, provas e exames, formulários) e nas quantidades desses dados, e na combinação de atributos utilizados nos diferentes modelos (interações dos acadêmicos, gênero, idade, etnia, experiência de trabalho, nível educacional, disponibilidade de computador em casa). Uma revisão mais extensa da literatura relacionada pode ser encontrada em (C Romero & Ventura, 2010) e (Gómez-Pulido, Park & Soto, 2020), mas é possível perceber que não existe uma solução universal para o problema.

Considerando isso, a presente proposta alia os conhecimentos científicos e produtos tecnológicos já desenvolvidos pelos proponentes em uma solução que seja capaz de oferecer serviços de predição de risco acadêmico baseada em um contexto inicial de utilização de dados oriundos de Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA Moodle) e voltada para Instituições de Ensino Superior (IES), a solução desenvolvida preve em sua arquitetura a possibilidade de incorporar ao longo do tempo novas metodologias e modelos baseados em outras fontes de dados dos futuros clientes. Em paralelo ao desenvolvimento tecnológico e à entrega da solução de prestação de serviços de Learning Analytics.

6.2. Evolução do Desenvolvimento Tecnológico

Durante o ano de 2022 o GT-LANSE desenvolveu o MVP que disponibiliza na nuvem uma infraestrutura de serviços de predição de risco acadêmico aliada a visualizações sobre as interações dos estudantes. A primeira versão do MVP funciona com dados do ambiente virtual de aprendizagem Moodle e consiste em duas ferramentas que funcionam de maneira conjunta. A primeira ferramenta é um plugin (bloco) que deve ser instalado no cliente Moodle e que é responsável por transmitir os dados das interações dos estudantes para a segunda ferramenta que está localizada na nuvem. A segunda ferramenta recebe os dados enviados pelo plugin Moodle, realiza o pré processamento dos mesmos e apresenta para o usuário um conjunto de visualizações sobre as interações dos estudantes além da predição de risco dos mesmos por meio de algoritmos de aprendizado de máquina. A proposta inicial previa somente a execução dos algoritmos de aprendizado de máquina na nuvem e o retorno dessas predições para um cliente Moodle, sendo que após a etapa de formação inicial promovida pela RNP, a proposta foi pivotada para esse novo modelo em que todo o serviço fica na nuvem (visualizações, relatórios e predições). Nesse sentido, o plugin instalado no Moodle é somente responsável pelo envio dos dados ao serviço.

A pivotagem para essa estratégia e arquitetura teve como motivação principal a de aliviar o trabalho das equipes de TI dos futuros clientes, uma vez que agora, elas serão apenas responsáveis pela instalação de um único plugin (bloco) Moodle e toda as futuras atualizações de funcionalidades dos serviços podem ser realizadas diretamente na nuvem sem a necessidade de envolver os clientes usuários. A arquitetura do MVP é descrita na figura 1 a seguir.

Na figura 1, o **módulo enable** é responsável por controlar a lógica de habilitar e desabilitar o dashboard para uma disciplina específica. O **módulo de segurança** fica na frente da aplicação, sendo que todas as solicitações (request) passam por ele para validar se os pedidos estão vindo de lugares autorizados. Para isso inicialmente é utilizada a biblioteca de criptografia PyJWT. O **módulo de processamento de logs** é

o responsável por fazer as lógicas de processamento para os modelos de machine learning e também para os gráficos. Nesse módulo estão sendo utilizadas principalmente as bibliotecas pandas e scikit-learn do Python. O **módulo de machine learning** é responsável por entregar o resultado da predição de risco de reprovação para o Front. Ainda, o **módulo de visualizações** entrega o dados de visualização no formato correto para o frontend e o **módulo de logs** é responsável por salvar os dados recebidos do **Plugin Moodle**. A figura 2 apresenta a primeira aba do dashboard que está sendo apresentada atualmente para o usuário professor e contendo as quantidades de acessos dos estudantes ao Moodle, as predições de risco de reprovação de cada estudante para a disciplina em questão, e o percentual geral de risco de reprovação da disciplina naquele momento específico.

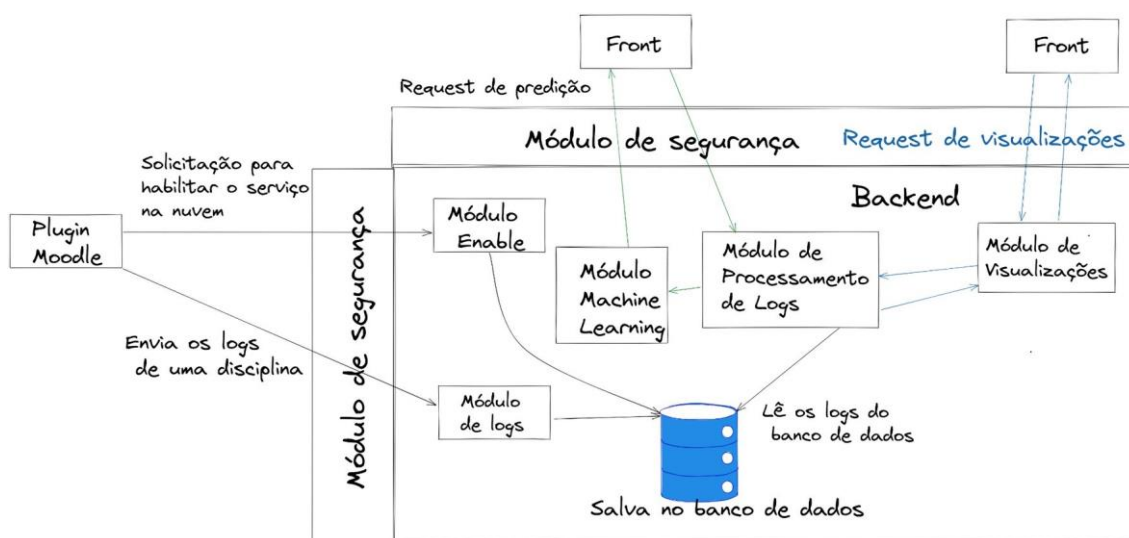


Figura 1 - Arquitetura do MVP do GT-LANSE

O GT-LANSE atualmente hospeda a solução na nuvem utilizando o serviço AKS (Serviço de Kubernetes do Azure) com 13.4 GB de RAM e uma CPU de 5.7 Cores, que permite criar até 300 pods (containers). Isso permite ter múltiplos ambientes de desenvolvimento. O GT-LANSE trabalha com um ambiente de produção e um outro de teste. O cluster Kubernetes é gerenciado pelo rancher (serviço fornecido pela RNP - disponível em <https://kcloud.rnp.br/>) e capaz de gerenciar múltiplos clusters. Para armazenamento das imagens do software utiliza-se o *registry* da RNP (<https://registry.kcloud.rnp.br>), o que permite adicionar novas versões do software de forma ágil e que são consumidas pelo kubernetes. O código do software desenvolvido é versionado utilizando o Gitlab da RNP (<https://git.rnp.br>). Toda essa infraestrutura deve ser mantida para a fase 2 sem necessidade de expansão.

Para a fase 2, o MVP será expandido em novas funcionalidades que irão atender ao usuário professor que está ministrando disciplinas via Moodle, e também aos gestores dessas instituições. O trabalho da fase 2 será focado nas seguintes ações:

- 1) Integração de algoritmos de aprendizado de máquina voltados para a evasão;
- 2) Explorar a explicabilidade dos modelos de predição;
- 3) Inserir funcionalidades voltadas para os gestores das instituições; e
- 4) Expansão das visualizações, melhoria da interface e UX.

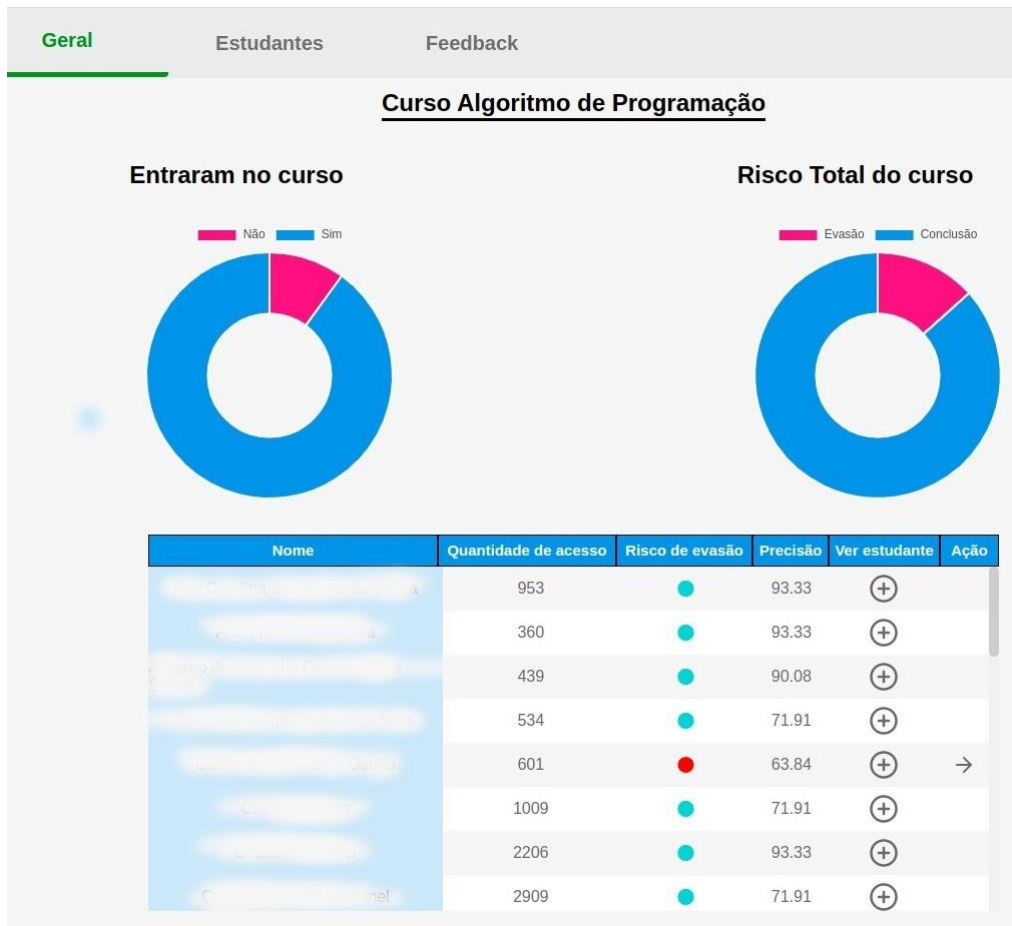


Figura 2 - Aba Geral (A visualização dos que “entraram no curso” ainda não está finalizada)

1) Integração de algoritmos de aprendizado de máquina voltados para a evasão: Atualmente, o MVP está voltado para a predição de estudantes em risco de reprovação utilizando sobretudo o algoritmo de aprendizado de máquina Adaboost e a contagem de interações dos estudantes como base para a predição de risco. Para isso, o algoritmo utiliza como base o comportamento dos estudantes nas disciplinas anteriores e a categoria de saída de aprovado ou reprovado é derivada a partir das notas registradas no ambiente. Os modelos são gerados e executados para cada semana do curso. Para a segunda fase do GT-LANSE será integrada a predição da evasão que será realizada por meio do algoritmo de Survival Analysis que é largamente utilizado para predição e prevenção de abandono de produtos e plataformas por parte dos clientes (churn) (Singer & Willett, 1993)

2) Explorar a explicabilidade dos modelos de predição: A estratégia utilizada atualmente para predição não faz distinção entre os diferentes tipos de predição. Se por um lado já foi testado que não há a necessidade de distinguir as interações dos estudantes dentro do ambiente virtual de aprendizagem para melhorar os desempenhos das predições dos modelos (Buschetto, 2019), por outro lado essa abordagem acaba dificultando a explicação para os usuários sobre as razões pelas quais os estudantes estão em risco. Essa situação foi observada durante a fase 1 do projeto durante as entrevistas com os possíveis usuários. Para melhorar os aspectos de explicabilidade dos modelos, o processamento dos dados irá ser reestruturado para que as contagens sejam divididas em três categorias e contemplando os três tipos de

presença em ambientes virtuais de aprendizagem já utilizados na literatura (Swan, 2003), sendo elas: 1) presença cognitiva (interações dos acadêmicos com o curso), e 2) presença social (interações entre pares) e 3) presença pedagógica interações com professores e tutores. A utilização dessas categorias de interações facilitará a explicação para o usuário sobre os motivos do risco de reprovação e/ou evasão dos estudantes.

3) **Inserir funcionalidades voltadas para os gestores das instituições:** Atualmente o MVP é voltado apenas para usuários professores. **Na fase 2 serão adicionadas funcionalidades para usuários gestores. Essa foi uma demanda identificada como fortemente importante durante a formação dada pela RNP mas que não estava prevista para a fase 1.** Um exemplo de visualização que pretende-se implementar para os gestores das instituições é apresentada na figura 3 a seguir:

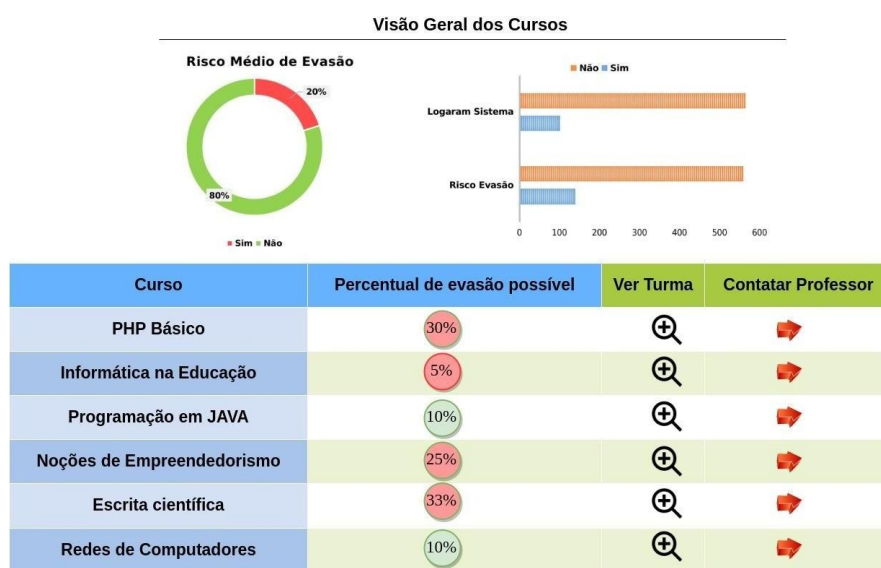


Figura 3 - Proposta de visão geral do usuário gestor (mockup)

4) **Melhoria da interface, experiência do usuário, e expansão das visualizações e relatórios:** Nessa ação a interface com o usuário do front do serviço e do plugin serão melhoradas considerando aspectos teórico-práticos da área de interação humano computador (cor, posição, feedback, etc). Novas visualizações serão implementadas e relatórios gerados poderão ser baixados pelos usuários (por exemplo, acessos a sessões únicas, matrículas por curso, acessos por região, acessos por recurso, usuários online, professores online, atividades completadas, visualizações gerais de usuários - tempo gasto, visitas, progresso e pontuação, dentre outros). Ainda, as predições atualmente estão implementadas para serem executadas para a semana em questão e não estão sendo guardadas. Com isso, os usuários não podem acompanhar a progressão dessas predições ao longo do tempo. Uma nova visualização permitindo acompanhar as predições durante o curso será implementada, e para isso, as predições realizadas precisarão ser salvas no BD após a sua execução.

Como a solução proposta pelo GT-LANSE é totalmente executada na nuvem, ela é facilmente escalável e pode ser ofertada diretamente para todos os clientes da rede RNP que utilizam os seus serviços de Moodle gerenciado (<https://www.nasnuvens.rnp.br/solucoes-nasnuvens/moodle-gerenciado>). A solução do GT-LANSE pode ser ofertada dentro do catálogo de serviços como um Add-on (pacote de expansão) desses serviços.

6.3. Evolução do Modelo de Negócios

O modelo de negócios pensado para a solução do GT-LANSE é o de SaaS (software como serviço e que deverá ser contratada a nível organizacional. Dentre as soluções atualmente existentes que competem de maneira direta com a proposta pode-se citar o produto da empresa IntelliBoard (<https://intelliboard.net/>) (<https://www.madriproducoes.com.br>) que permite um acompanhamento detalhado do progresso dos acadêmicos e dos cursos dentro de um AVA (mapa de calor de acessos, acessos diários, atividades realizadas, cursos mais acessados, estatísticas de navegador, atividades mais acessadas, etc). A visualização dos dados dentro do IntelliBoard é bastante completa e com uma enorme gama de opções, porém a solução parece restrita aos relatórios e não oferece serviços de predição baseados em aprendizado de máquina (somente relatórios de atividades cumpridas). Os preços para utilização do IntelliBoard não estão disponíveis abertamente no seu site, mas em contatos com empresas do setor estima-se um custo anual de 1 dólar por aluno para utilização da solução. O IntelliBoard funciona com dados do Moodle, Canvas, Blackboard, entre outros. O outro concorrente potencial é o Edwiser Reports (<https://edwiser.org/reports/>) que oferece também um conjunto de relatórios e visualizações Moodle em três níveis (professor, estudante e gestor). O Edwiser roda na nuvem e tem uma gama de opções de visualizações bastante completa, porém não há menção à predição de risco dos estudantes, apenas geração de estatísticas sobre os acessos realizados. O Edwiser Reports oferece três planos para os seus clientes: 1) Edwiser Reports (gratuito) - oferece visualizações de engajamento geral do curso, progresso do curso, e relatórios padrão; 2) Edwiser Reports Pró (US\$ 99 anuais): com visualizações de engajamento por estudante, tempo dedicado ao curso, número de visitas ao Moodle, entre outras, e 3) Edwiser SuperTeacher Kit (US\$307 anuais) - progresso dos estudantes por curso, suporte dedicado, possibilidade de baixar relatórios, notificações por email, entre outras.

Inspirado no modelo de venda do Edwiser Reports, a solução do GT-LANSE será ofertada para os clientes do “Nas Nuvens” em três tipos de assinaturas de planos, como descrito a seguir:

Plano	Funcionalidades
Gratuito	Habilitação de um número limitado de disciplinas por instituição para conhecimento das funcionalidades da ferramenta. Visualizações incluídas: de mapas de calor das interações dentro da disciplina, gráfico de barra das quantidades de interações dos estudantes, percentuais de acesso (e não acesso) à disciplina, gráfico de barras de recursos mais utilizados.
Básico (preço a definir)	Habilitação de todas as disciplinas (cursos) contratadas pela instituição. Predições de risco semanais de reprovação e evasão para todas as disciplinas. Informações granulares dos estudantes, tais como, quantidades de acessos por recurso, quantidade de atividades entregues versus faltantes. Possibilidade de tomar ações com base nas predições e visualizações (serviços de mensageria).
Premium (preço a definir)	Painel do gestor da instituição com disponibilização das estatísticas gerais das disciplinas (cursos) e suas estatísticas de predição e acesso.

Neste momento não há ainda definição dos preços a serem aplicados, mas entende-se que as negociações deverão ser realizadas de maneira individualizada com cada instituição interessada e dependendo da quantidade de estudantes, disciplinas, professores e gestores que a solução irá atender. Imagina-se que a contratação de cada plano seja inicialmente por disciplina (curso Moodle). Ainda, as funcionalidades sugeridas para cada tipo de pacote serão estudadas, revistas e refinadas ao longo da fase 2.

Ao longo da fase 1 foram prospectadas as seguintes instituições como early-adopters da solução: Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC), Universidade Federal de Pelotas (UFPel), Instituto Federal Sul-rio-grandense (IFSul). Destas instituições, a UFSC já autorizou por meio da sua pró-reitoria de graduação a utilização da solução e oficializou um grupo de trabalho por meio de portaria para o acompanhamento desse processo (o coordenador do GT-LANSE é também o coordenador do grupo de trabalho dentro da UFSC).

Ao longo da fase 2 pretende-se testar a aceitação das novas funcionalidades descritas na subseção anterior diretamente com usuários das instituições apontadas como primeiras consumidoras, além da prospecção de novos usuários e futuros clientes. Como perspectiva de mercado, além da disponibilização da solução no Nas Nuvens, também existe a possibilidade de oferta para provedores de serviços Moodle, escolas, e empresas que utilizam o mesmo para treinamentos e capacitações. O Brasil é o quinto país que mais utiliza o Moodle no mundo (Moodle, 2022); estima-se que existam no Brasil cerca de 8,875 instâncias de moodle registradas, sendo que esse número tende a ser bem maior devido às instalações da ferramenta não registradas.

Parceiros: A Elimu Social terá participação fundamental no suporte ao desenvolvimento de software, no setup da infraestrutura tecnológica, e nas etapas de comercialização e suporte técnico. A experiência da empresa junto ao mercado educacional e o seu envolvimento direto com ações de empreendedorismo social em parceria com o SEBRAE no programa de formação de professores "Cidades Empreendedoras" auxiliarão na articulação de futuros clientes. O IFSul, a UFSC e a UFPel são concomitantemente parceiros institucionais e os early adopters que estão sendo prospectados. A experiência dos proponentes é essencial para o desenvolvimento da proposta conjunta, uma vez que já atuaram em parceria na solução de problemas e tecnologias diretamente relacionados ao tema. UFSC e IFSul, por exemplo, participam atualmente de um projeto financiado pelo BID junto a Universidad de la República (UDELAR) para a geração de modelos de predição para os estudantes de todo o ensino secundário do país em uma iniciativa fAIRLAC (<https://fairlac.iadb.org/>) (Contrato RG-T3450-P004, 2020)

7. Cronograma de marcos

A Figura 4 apresenta o cronograma de marcos (Milestones) para a Fase 2 do GT-LANSE. Cada Milestone é identificado com MX onde X é uma identificação numérica desse marco. Em M1 a solução apresentará um conjunto de modelos já calibrados com dados reais de instituições de ensino, apresentando em seu dashboard gráficos e estatísticas relacionadas a índices de evasão dos alunos. Em M2 o serviço de dashboard apresentará uma nova interface, alinhada a estudos de usabilidade e experiência de usuário com o objetivo facilitar sua utilização e visualização de relatórios e gráficos para apoio aos processos de tomada de decisão. Em M3 após extensa análise baseada em testes de campo, será proposto o modelo de precificação a ser divulgado de forma aberta em busca de novos parceiros e visando os primeiros contratos remunerados.



Figura 4 - Cronograma de Marcos

8. Referências

ABED (2021). Censo EaD 2020-2021. Relatório Analítico da Aprendizagem a Distância no Brasil. Disponível em: abed.org.br/censoead2020/Censo_EAD_2020_portugues.pdf. Acesso em: setembro de 2022

Baker, R., Isotani, S., & Carvalho, A. (2011). Mineração de dados educacionais: Oportunidades para o Brasil. *Revista Brasileira de Informática na Educação*, 19(02), 03.

Buschetto Macarini, L. A., Cechinel, C., Batista Machado, M. F., Faria Culmant Ramos, V., & Munoz, R. (2019). Predicting students success in blended learning—evaluating different interactions inside learning management systems. *Applied Sciences*, 9(24), 5523.

Contrato RG-T3450-P004 (2020). Universidad de la República-Banco Interamericano de Desarrollo, Desarrollo de un modelo predictivo de riesgos de desvinculación educativa. 17 de Agosto de 2020. Disponível em https://www.colibri.udelar.edu.uy/jspui/bitstream/20.500.12008/26781/5/6645_Contrato%20a%20suma%20alzada%20Banco%20Interamericano%20de%20Desarrollo.pdf Acessado em 22 de Julho de 2021.

Moodle (2022). Moodle Registration Map. Available online: <https://stats.moodle.org/>

Gómez-Pulido, J.A.; Park, Y.; Soto, R. (2020). Advanced Techniques in the Analysis and Prediction of Students' Behaviour in Technology-Enhanced Learning Contexts. 2020. Available online: <https://www.mdpi.com/2076-3417/10/18/6178>

Romero, C., & Ventura, S. (2019). Guest editorial: Special issue on early prediction and supporting of learning performance. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 12(2), 145-147.

Singer, J. D., & Willett, J. B. (1993). It's about time: Using discrete-time survival analysis to study duration and the timing of events. *Journal of educational statistics*, 18(2), 155-195.

Swan, K. (2003). Learning effectiveness online: What the research tells us. *Elements of Quality Online Education, Practice and Direction*, Q4R, 13–47

1. FICHA CADASTRAL DA STARTUP

RAZÃO SOCIAL DA MATRIZ: Bernardi Primo & CIA LTDA
NOME FANTASIA: Elimu Social

CNPJ: 2968906/00001-45	INSCRIÇÃO MUNICIPAL: 1001344
INSCRIÇÃO ESTADUAL: Isento	INSCRIÇÃO NO CADASTRO NACIONAL DE ATIVIDADES (CNAE): 85.50-3-02 - Atividades de apoio à educação, exceto caixas escolares Descrição das atividades secundárias 47.51-2-01 - Comércio varejista especializado de equipamentos e suprimentos de informática 47.61-0-03 - Comércio varejista de artigos de papelaria 62.01-5-01 - Desenvolvimento de programas de computador sob encomenda 62.02-3-00 - Desenvolvimento e licenciamento de programas de computador customizáveis 62.03-1-00 - Desenvolvimento e licenciamento de programas de computador não-customizáveis 62.04-0-00 - Consultoria em tecnologia da informação

DATA DA FUNDAÇÃO: 15/02/2018

CÓDIGO: 206-2 - Sociedade Empresária Limitada
RAMO DE ATIVIDADE: 85.50-3-02 - Atividades de apoio à educação, exceto caixas escolares

SITE: www.elimusocial.com.br

ENDEREÇO: Rua Cacequi **Nº** 167 **COMPL.:** *****

BAIRRO: Laranjal **CIDADE:** Pelotas **UF:** RS

CEP: 96090090 **FONE (DDD):** (53) 991299693 **FAX (DDD):** *****

NOME DO REPRESENTANTE LEGAL: Kelen Silveira Bernardi
CARGO DO REPRESENTANTE: Diretora Operacional
NACIONALIDADE: Brasileira
ESTADO CIVIL: Casada
FORMAÇÃO: Superior em Andamento
PROFISSÃO: Empresária
RG: 4067181001
ÓRGÃO EMISSOR DO RG: SJS/RS
CPF: 005.412.380-19
E-MAIL: elimu@elimusocial.com.br
ENDEREÇO COMPLETO DO REPRESENTANTE: Rua Barra do Ribeiro, 200 - Laranjal, Pelotas/RS, 96090060

2. PRINCIPAIS PRODUTOS

Nome do produto	Descrição
Programa de Letramento Digital	Oficinas para professores sobre letramento digital e computação criativa
Programa de Computação Criativa	Introdução ao pensamento computacional, programação e microeletrônica aplicada

nas Escolas	às competências da BNCC
Programa de Aprendizagem Criativa	Introdução à Aprendizagem Criativa e Metodologias Ativas aplicadas as competências da BNCC

3. PRINCIPAIS CLIENTES

Listar os clientes
SEBRAE RS
Pelotas Parque Tecnológico
Prefeitura de Campo Bom

4. RESPONSÁVEL PELAS INFORMAÇÕES

NOME: Kelen Silveira Bernardi
LOCAL E DATA: Pelotas 20 de Setembro de 2022