

Predizer não é intervir: alerta precoce e viés

O "alerta precoce" é a promessa mais vendida da learning analytics: descobrir antes quem vai reprovar ou abandonar. A literatura do próprio campo mostra o que essa promessa não entrega, e quem paga pelo erro. Cinco ideias para trocar o prognóstico do aluno pelo diagnóstico do trabalho.

1

Course Signals

O caso mais citado de alerta precoce tinha um efeito que vinha de quem permanecia, não do sistema.

2

O alerta de Wisconsin

Previsões precisas sobre abandono, efeito incerto na conclusão e um risco que era mais da escola que do aluno.

3

Viés algorítmico

O modelo aprende com o passado, e tende a errar mais com quem o passado já tratou pior.

4

O rótulo que se cumpre

A previsão chega ao professor antes da produção do aluno, e muda o olhar sobre ela.

5

Diagnóstico, não prognóstico

O que o trabalho mostra hoje e qual é a próxima aula, decidido pelo professor.

Prever quem vai cair não segura ninguém

Saber antes só vale se muda o que se faz, e a previsão costuma mudar o olhar, não o ensino.

A PROMESSA

Identificar cedo para agir cedo: um modelo lê notas, faltas e histórico e devolve uma lista de alunos "em risco". É a pergunta preditiva do material 1 desta série, a mais vendida e a **mais frágil** das quatro.

O PROBLEMA

Uma previsão precisa não é uma intervenção. O modelo aprende o passado, com as desigualdades dele, e rotula **a pessoa**, não o ensino. A ação quase nunca está no produto, e saber sem agir também é decidir (Prinsloo e Slade, 2017; material 9).

A ALTERNATIVA

Olhar o trabalho, e não o futuro do aluno: que habilidade a prova mostra ainda frágil, que critério a redação não atendeu, **hoje**. É o diagnóstico dos materiais 4 e 5 desta série, lido e decidido pelo professor, que escolhe a próxima aula.

No IA para escolas. A página responde "Não" à pergunta "Há previsão de nota, de evasão ou perfil por aluno?", e o Guia classifica prever evasão ou vulnerabilidade como alto risco. Este material reúne a evidência que sustenta essas duas respostas.

1

Course Signals

O caso exemplar, e o que havia por trás dele.

O QUE ERA

Na Universidade Purdue, o Course Signals mostrava a cada aluno um semáforo (verde, amarelo, vermelho) calculado com notas e atividade, e os professores enviavam mensagens. Arnold e Pistilli (LAK, Learning Analytics and Knowledge, 2012) relataram **maior retenção** entre quem cursou disciplinas com o sistema.

A CRÍTICA

Caulfield (2013) mostrou que o efeito podia ser de **sobrevivência**: quem permanece na universidade cursa mais disciplinas, e por isso mais disciplinas com o semáforo. Feldstein cobrou resposta de Purdue, e uma simulação apoiou a explicação de Caulfield.

A LIÇÃO

Correlação entre usar o sistema e permanecer não prova que o sistema fez alguém permanecer. É o que o material 4 de *Engenharia da aprendizagem* chama de **subir de degrau** sem evidência, e foi o caso mais citado do campo por anos.

No IA para escolas. O sistema não atribui efeito medido a nenhuma funcionalidade: está no primeiro degrau da escada da evidência. Nenhum semáforo de risco é mostrado a alunos, famílias ou professores.

2 O alerta de Wisconsin

Acertar a previsão não é mudar o resultado.

O QUE É

O DEWS (Dropout Early Warning System), de Wisconsin, estima o risco de abandono de cada aluno das escolas públicas do estado. Perdomo, Britton, Hardt e Abebe (2025) avaliaram o sistema com uma pergunta simples: **ele ajudou?**

A EVIDÊNCIA

As previsões ordenam bem os alunos por risco. O efeito na conclusão do ensino médio, porém, é **pequeno e incerto**: os autores não conseguem descartar que seja zero. Saber quem estava em risco não se traduziu, de forma clara, em mais alunos concluindo.

ONDE ESTAVA O RISCO

Os autores mostram que informações só do ambiente (a escola e o distrito) indicam onde está o risco **quase tão bem** quanto o escore individual. O problema estava menos no aluno e mais nas condições da escola, e é ali que a ação precisaria acontecer.

No IA para escolas. O Monitorar (material 6 desta série) olha para a escola e a turma, por habilidade em déficit: o que ensinar de novo e onde. Não há escore de risco de abandono por aluno, e nenhuma lista de "alunos em risco".

3 Viés algorítmico

Quem o modelo erra mais.

O QUE É

Baker e Hawn (2022) revisaram a evidência de viés algorítmico na educação: modelos que funcionam pior para alguns grupos, por raça, gênero, nacionalidade, renda ou deficiência. O erro não se distribui por igual, e **quem já está em desvantagem** tende a receber mais erro.

ONDE NASCE

Em cada etapa: em quem está representado nos dados, no que se mede como "sucesso", no modelo e no uso. Um modelo treinado com o passado **reproduz o passado**; se a escola reprovou mais certos grupos, o modelo aprende a esperar isso deles.

NA ESCOLA

O modelo também erra para quem é raro nos dados: o aluno com deficiência, o recém-chegado, a escola pequena. O *Posicionamento 3* pede **não discriminação**; uma previsão que erra mais com alguns grupos discrimina, ainda que ninguém tenha querido.

No IA para escolas. Nenhum modelo é treinado com dados dos alunos, e não há previsão sobre alunos. Onde a IA atua (transcrição, agrupamento de respostas, rascunho de devolutiva), o professor confere e valida cada resultado, um a um, com registro.

4 O rótulo que se cumpre

A previsão muda o olhar antes de mudar o aluno.

O QUE É

O *Viés humano e viés algorítmico* (Fundamento 5) descreve a rotulação: uma expectativa sobre o aluno altera a leitura do que ele produz. Uma previsão de risco é um rótulo com aparência técnica, e chega ao professor **antes da redação** do aluno.

COMO ACONTECE

O aluno marcado "em risco" pode receber tarefas mais fáceis, menos exigência e menos tempo de conversa; o marcado "seguro" pode ter dificuldades ignoradas. A previsão então **se confirma**, não porque acertou, mas porque orientou o tratamento.

O CONTRAPONTO

A calibragem pela prontidão é decisão do professor, a partir da observação do trabalho, e nunca classificação automática. Nenhum histórico reduz o apoio a um aluno. Cada produção é lida **pelo que é**, e não pelo que um modelo esperava dela.

No IA para escolas. Não há perfil individual automático. A leitura por critérios aponta evidências no texto, e o professor lê cada redação por inteiro antes de atribuir a nota; o histórico do aluno não entra como expectativa na correção.

5

Diagnóstico, não prognóstico

O que o trabalho mostra hoje, e qual é a próxima aula.

O QUE É

O prognóstico fala do aluno e do futuro: "vai reprovar". O diagnóstico fala do trabalho e do presente: **que habilidade** a prova mostrou frágil, que critério a redação não atendeu, que erro se repete na turma. Só o segundo diz o que ensinar.

COMO SE FAZ

Com o que esta série já mostrou: a análise de itens e de distratores (material 4), a leitura por critérios da redação (material 5), os grupos por habilidade em déficit (material 6). Em cada caso, a IA organiza e destaca; **o professor decide** o que fazer.

NA DEVOLUTIVA

Hattie e Timperley (2007) mostram que o feedback que funciona responde "qual é o próximo passo?" no nível da tarefa e do processo; o que fala da pessoa é o menos eficaz. O diagnóstico do trabalho é **feedback sobre a tarefa**; a previsão é sobre a pessoa.

No IA para escolas. A IA descreve e organiza: desempenho por critério e por habilidade, respostas agrupadas para revisão, rascunho de devolutiva. O professor lê, valida, decide a próxima aula e libera ao aluno o que é dele. O futuro do aluno não é calculado.

Seis perguntas antes de comprar uma previsão

- ? Há evidência de que o alerta melhorou a conclusão ou a aprendizagem, e não só de que acerta a previsão?
- ? A taxa de erro foi medida por grupo (raça, renda, deficiência, escola), e onde ela é maior?
- ? Quem vê o rótulo, por quanto tempo ele fica, e o aluno pode contestá-lo?
- ? Qual é a ação prevista depois do alerta, quem a executa e com que tempo e recursos?
- ? O risco calculado é do aluno, ou é da escola e das condições em que ele estuda?
- ? Que dados de alunos treinam o modelo, e o que impede esse uso pela LGPD (Lei Geral de Proteção de Dados) e pelo Guia?

Créditos e referências

Oitavo material da série *Learning analytics*. Reúne a crítica interna do campo a partir do que a coleção já contém: a rotulação do *Viés humano* e *viés algorítmico* (Fundamento 5), a não discriminação do *Posicionamento* 3, a vigilância de que trata o material 9 de *Engenharia da aprendizagem* e o glossário do Guia (IA preditiva). Responde à pergunta preditiva de *O que é learning analytics* (e o que não é) com o diagnóstico do trabalho, que é o que o **IA para escolas** faz.

ARNOLD, K. E.; PISTILLI, M. D. Course Signals at Purdue: using learning analytics to increase student success. In: LAK '12. New York: ACM, 2012. p. 267–270.

CAULFIELD, M. Purdue Course Signals data issue explainer. e-Literate, 12 nov. 2013.

PERDOMO, J. C. et al. Difficult lessons on social prediction from Wisconsin public schools. In: FAccT '25. New York: ACM, 2025. p. 2682–2704.
DOI: 10.1145/3715275.3732175.

BAKER, R. S.; HAWN, A. Algorithmic bias in education. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, v. 32, p. 1052–1092, 2022.

HATTIE, J.; TIMPERLEY, H. The power of feedback. *Review of Educational Research*, v. 77, n. 1, p. 81–112, 2007.

PRINSLOO, P.; SLADE, S. An elephant in the learning analytics room: the obligation to act. In: LAK '17. New York: ACM, 2017. p. 46–55.

Oldimar Cardoso · iaparaescolas.com.br · 2026