CONFIDENTIAL EXTENDED ABSTRACT.
DO NOT DISTRIBUTE ANYWHERE.

学習活動ログを用いた At-risk 学生の早期検出：学習活動予測ネットワークの活用

尾﨑 優也[1,a)]　出口 大輔[1,b)]　久徳 遙矢[2,c)]　村瀬 洋[1,d)]

概要

本発表では，授業についていけない学習者 (At-risk) を授業開始の早い段階において高精度に検出可能な学習活動予測ネットワーク (LFNet: Learning-activity Forecasting Network) を活用した検出手法を提案する．授業についていけない学生への支援の観点において，早期の At-risk 検出は必要不可欠である．しかし，学期早期の時点では得られている学習活動ログが少なく，At-risk 検出の精度が低くなるという課題がある．そこで本研究では，学期早期の学習活動特徴のみから, 学期終了までの学習活動特徴を予測する学習活動予測ネットワーク (LFNet) を構築する．提案手法の有効性を確認するため，実際の講義の学習活動ログを用いた実験を行ない，LFNet の学期早期における At-risk 学生の検出精度への有効性を確認した．

1. はじめに

近年，Sakai [1]，Blackboard [2]，Moodle [3] などの学習管理システムやデジタル教科書等のデジタル技術の普及により，学習者の学習活動のログをデジタルかつ自動的に収集することが可能になった．学習活動のログには課題提出状況やその点数, 中間試験の結果などがあるが, その他にも, 教材を開いた, 次のページに送った, メモをしたなどの講義中に学習者がどのような行動をとったかを表現しているものもある．現在，この集められたログを用いて，さまざまな研究が行われている．

その一つに成績予測タスクがあり，**図 1** はその概要を示している．ここでは，授業についていけなくなる学習者を “At-risk” と定義し，At-risk な学習者を検出することは成績予測タスクの 1 つの目的となる．この At-risk 検出が可能になれば，教師側からのアプローチにより学習者を支援したり，また，他の AI モデルへのエントリーポイントとすることができる．

これまでに，学習ログから学生の活動をよく捉える特徴を抽出しようとする様々な研究が行われてきた．例えば, ページの滞在時間を特徴とする研究 [4,5]，項目ごとに得点化したものを特徴とする研究 [6,7]，ログの特定イベントの発生数を特徴とする研究 [8–10] などがある．しかし，これらはすべて学習活動ログから算出される統計量を用いており，詳細な学習活動の特徴を得ているとは言い難い．

このような問題を解決するために提案されたのが E2Vec [11] である．E2Vec は，学習ログを文章化し，分散表現化することで，学習活動の特徴を多く残したまま固定次元の分散表現へ写像することに成功している．しかし，すべてのログが得られている状況を想定しており，本研究で対象とする早期検出へそのまま適用することはできない.

そこで本発表では，実際の利用を想定した学期早期において，At-risk 検出を高精度に行う手法について検討する．具体的には，学期早期の学習活動のみから, 学期終了までの学習活動を予測する学習活動予測ネットワーク（LFNet: Learning-activity Forecasting Network）を提案する．そして, 実際の講義を通じて集められた学習活動ログ [12] を使用した実験により，提案手法が学期早期における At-risk 学生の検出精度向上に有効であること示す.

2. 関連研究

宮崎らは，より多くの学習活動の特徴を残した分散表現の生成を可能にした E2Vec [11] を提案している．E2Vec は以下の手順により学習ログから分散表現を算出する．

(1) 学習ログのイベントとその間隔を，対応する記号に置きかえた文章 S を生成
(2) fastText [13] に文章 S を入力し分散表現化
(3) 分散表現の集約により特徴表現の生成

はじめに，学習ログを対応する記号に置き換える．例えば，教材を開いたときに記録される Open なら “O”，教材の次のページに送ったときに記録される Next なら “N” のように置き換える．また，これらの各記録の間隔を 3 段階の時間間隔で量子化し，時間間隔が短い順に s, m, l と置き換える．ただし，イベントの間隔が著しく離れている場合や次

[1] 名古屋大学大学院 情報学研究科
[2] 愛知工科大学 工学部 情報メディア学科
[a)] ozakiy@vislab.is.i.nagoya-u.ac.jp
[b)] ddeguchi@nagoya-u.jp
[c)] kyutoku-haruya@aut.ac.jp
[d)] murase@nagoya-u.jp

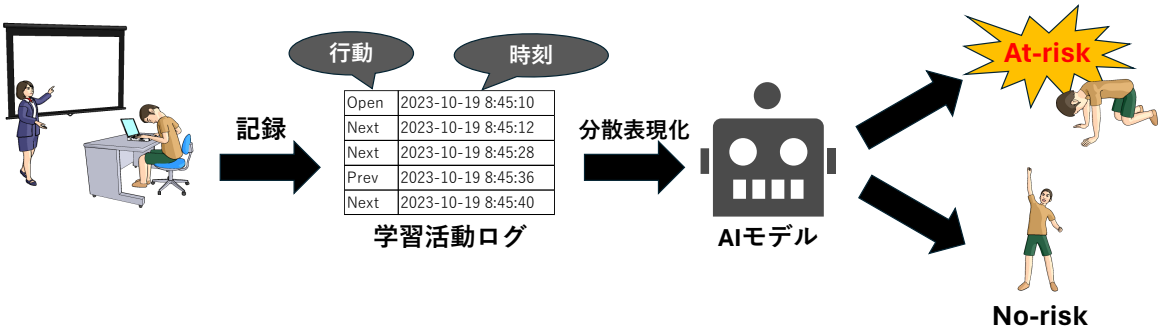

図 1　At-risk 検出の概要

の教材に進んだ場合などは文章を分割する．これらの処理により学習ログから文章 S_1, $S_2 \cdots$ を作成する．

次に，文章 S_1, $S_2 \cdots$ を fastText に入力する．これにより分散表現 $\mathbf{v}_1$, $\mathbf{v}_2 \cdots$ が得られる．ここで，生成された複数の分散表現を集約することにより，一定次元の分散表現を得る．宮崎らは，集約の方法として，総和型と連結型を提案している．本発表では，使用するネットワークの特性に合わせ，総和型の集約により分散表現を得る．

3. 早期 At-risk 検出

ここでは，早期 At-risk 検出を実現するための手法について説明する．提案手法は，学習活動ログからの分散表現の作成，学習活動予測ネットワーク（LFNet），At-risk 検出ネットワークの 3 つの部分から構成される．これらの詳細について述べる．

3.1 学習活動ログの分散表現の作成

n（$1 \leq n < N$）を何週目の講義かを表す変数とし，N を全講義数とする．学生 $i \in \mathcal{U}$（$\mathcal{U}$ は訓練データに含まれる学習者の集合）の j 週目の学習活動ログを $\mathcal{L}_j(i)$ とすると，1 週目から n 週目までの n 週分の学習活動ログから生成された分散表現と全学習活動ログ（N 週分）から生成された分散表現は次式のように表される．

$$\mathbf{v}^n(i) = \sum_{j=1}^{n} \mathrm{E2Vec}(\mathcal{L}_j(i)), \tag{1}$$

$$\widetilde{\mathbf{v}}(i) = \sum_{j=1}^{N} \mathrm{E2Vec}(\mathcal{L}_j(i)). \tag{2}$$

3.2 学習活動予測ネットワーク (LFNet)

全学習活動ログを利用することが可能（つまり $\widetilde{\mathbf{v}}(i)$ が利用可能）な場合，学習者が最後までどういう学習活動を行ったのか見たうえで判断できるため，At-risk 検出は比較的容易となる．そのため，At-risk 検出ネットワークは N 週分の学習活動ログを使用して訓練することが理想的である．

しかし，早期検出を考えた場合は n 週分の学習活動ログしか得られないため，N 週分の学習活動ログを使用して訓練した At-risk 検出ネットワーク $\mathcal{D}$ をそのまま使うことはできない．そこで N 週分の学習活動ログを使用して訓練した At-risk 検出ネットワーク $\mathcal{D}$ を用いた早期検出を実現するために，n 週分の学習活動ログから生成された分散表現を使用して，N 週後の学生の学習活動ログから得られるであろう分散表現を予測するネットワークの構築を考える．この学習活動予測ネットワークは，n 週分の学習活動ログから生成された分散表現をもとに，N 週分の学習活動ログが得られたとした場合に生成されるであろう分散表現を予測するネットワークである．この n 週分の分散表現から N 週分の分散表現を推測する学習活動予測ネットワークを $\mathcal{F}^n(\mathbf{v}^n(i)|\Theta_1)$（$\Theta_1$ はパラメータ）とすると，学習活動予測ネットワークによる予測は次式で表される．

$$\widehat{\mathbf{v}}(i) = \mathcal{F}^n(\mathbf{v}^n(i)|\Theta_1). \tag{3}$$

この学習活動予測ネットワークは，N 週分の学習活動ログから得られたであろう分散表現を予測するように以下の最小化問題として訓練を行う．

$$\min_{\Theta_1} \frac{1}{M} \sum_{i \in \mathcal{U}} \left| \widehat{\mathbf{v}}(i) - \widetilde{\mathbf{v}}(i) \right|^2. \tag{4}$$

ただし学習活動予測ネットワークは，実際に At-risk 検出する際の n に合わせて学習を行う必要がある．そのため，N 週あるコースの場合では，$N-1$ 個の学習活動予測ネットワークを訓練し，それぞれの At-risk 検出する n 週に合わせて，訓練したモデルを選択する．

3.3 At-risk 検出ネットワーク

At-risk 検出ネットワーク $\mathcal{D}(\widetilde{\mathbf{v}}(i)|\Theta_2)$（$\Theta_2$ はネットワークのパラメータ）の訓練は，学習活動予測ネットワークとは別に行う．また At-risk 検出ネットワークは，実際に利用する n 週にかかわらず，N 週分のログを使用して訓練を行う．そのため，$g_i \in \{0, 1\}$ を学習者 i が At-risk か No-risk かを表すラベルとすると，At-risk 検出ネットワークは以下の最小化問題として訓練される．

$$\min_{\Theta_2} \frac{1}{M} \sum_{i \in \mathcal{U}} \sum g_i \log \mathcal{D}(\widetilde{\mathbf{v}}(i)|\Theta_2). \tag{5}$$

表 1　比較実験の条件

	$\mathcal{D}$ の訓練データ	$\mathcal{D}$ のテストデータ	$\mathcal{F}^n$ の使用
比較手法 1	n 週分	n 週分	
比較手法 2	7 週分	n 週分	
提案手法	7 週分	n 週分	✓

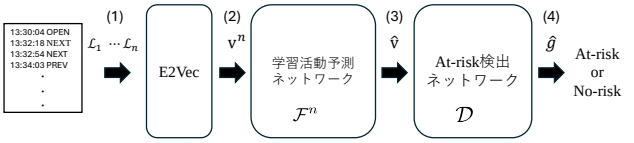

図 2　At-risk 検出の流れ

3.4　At-risk 検出

At-risk 検出時は，学習活動予測ネットワークと At-risk 検出ネットワークを組み合わせて予測する（**図 2**）．At-risk 検出の手順は以下のようになる．

(1) n 週分のログ $\mathcal{L}_1, \mathcal{L}_2 \ldots \mathcal{L}_n$ から分散表現 $\mathbf{v}^n$ を取得
(2) n に対応する学習活動予測ネットワーク $\mathcal{F}^n$ を用いて，全講義（N）分の分散表現 $\hat{\mathbf{v}}$ を予測
(3) At-risk 検出ネットワーク $\mathcal{D}$ を用いて，At-risk か No-risk か $\hat{g}$ を予測

よって, At-risk 検出は式（6）のように表すことができる．

$$\hat{g} = \mathcal{D}\left(\mathcal{F}^n\left(\sum_{j=1}^{n} \mathrm{E2Vec}(\mathcal{L}_j)|\Theta_1\right)|\Theta_2\right) \tag{6}$$

4.　実験

提案手法の有効性を確認するため，実際の講義で収集された学習活動ログを用いて評価実験を行った．はじめに使用したデータについて説明し，続いて比較手法，評価指標について述べる．

4.1　使用データ

実験には，九州大学で使用されている「Book Roll」を通じて収集されたデータ [12] を使用した．科目はプログラミングコースであり，2019 年〜2022 年の 4 年間分のデータを実験に用いた．具体的には，3 年分を訓練用，1 年分を評価用として 4 分割交差検証を行った．また，講義は全 8 回の講義と全 7 回の講義が混在していたが，少ないデータに合わせ，最初の講義から講義 7 回分を全講義分のデータとした．

4.2　比較手法

LFNet の有効性を確認するため，以下の 3 つの手法を比較した．

比較手法 1　At-risk 検出ネットワークの訓練に n 週までの学習活動ログを使用し，テスト時にも n 週までの学習活動ログを使用する

比較手法 2　At-risk 検出ネットワークの訓練に全学習活動ログ (7 週分) を使用し，テスト時には n 週までの学習活動ログを使用する

提案手法　At-risk 検出ネットワークの訓練に全学習活動ログ (7 週分) を使用し，テスト時には n 週までの学習活動ログを入力として学習活動予測ネットワークにより全学習活動ログが得られたときの分散表現を予測して At-risk 検出を行う．

それぞれの手法の条件を**表 1** に示す．

4.3　評価指標

使用したデータに含まれる At-risk な学生は相対的に少なく，No-risk な学生が多いデータとなっている．そのため，すべての学生を No-risk と予測した場合に評価指標が高くなることを防ぐため，正解率ではなく F 値を用いて性能を評価した．また，At-risk 検出ネットワークの訓練の良し悪しの影響を避けるため，同じ実験を 10 回繰り返し，その平均を評価に用いた．

評価指標の計算手順は以下の通りである．

(1) At-risk と No-risk のそれぞれ F 値を計算する．
(2) At-risk と No-risk の F 値の平均をとる．
(3) F 値を 2019 年から 2022 年の 4 分割交差検証で平均をとる．
(4) 上の計算を 10 回繰り返して，平均をとる．

5.　実験結果と考察

比較手法 1，比較手法 2，提案手法の評価結果を**図 3** に示す．縦軸は 4.3 節で説明した評価指標であり，横軸は何週分のログを使用して予測をしたのかを示している．

図 3 から，1 週〜3 週分しか学習活動ログが得られていない状態において，比較手法に比べ提案手法の F 値が高いことが分かる．この結果より, 提案手法である学習活動予測ネットワークは 1 週〜3 週分しか学習活動ログ得られていない早期の時点での予測に有効性があることが確認できた．しかし，4 週分以上の学習活動ログが利用できる場合は，すべての手法が同等の F 値となることも分かる．これについては, 後述の提案手法と比較手法 2 との比較部分で詳しく述べる．

5.1　早期検出の精度向上について

1 週〜3 週分しか学習活動ログが得られない早期において，提案手法の検出精度が向上した理由について考える．早期検出の精度が大きく向上したのは，LFNet が早期の学習活動ログのみしか得られない場合でも全学習活動ログから生成されるであろう分散表現を予測する能力を獲得でき

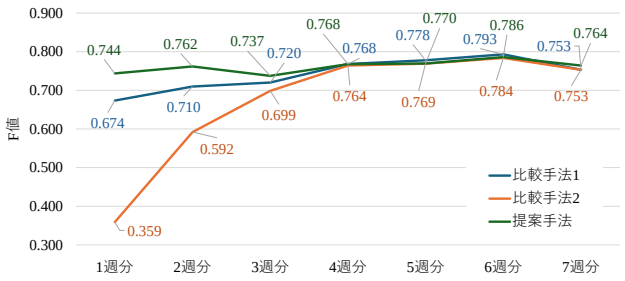

図 3 実験結果

表 2 1, 2, 3, 4 週分の分散表現を入力した学習活動予測ネットワークの出力と全講義（7 回）分の分散表現の二乗平均平方根誤差（RMSE）

n 週分	A-2019	A-2020	A-2021	A-2022	Average
1	3.70	5.82	3.52	5.28	4.58
2	2.88	3.55	3.15	4.54	3.53
3	2.83	3.41	2.92	3.41	3.14
4	2.55	3.22	2.88	3.27	2.98

表 3 1, 2, 3, 4 週分の分散表現と全講義（7 回）分の分散表現の二乗平均平方根誤差（RMSE）

n 週分	A-2019	A-2020	A-2021	A-2022	Average
1	5.32	5.67	5.02	8.50	6.13
2	4.06	4.47	4.02	6.88	4.86
3	2.92	3.21	3.07	5.09	3.57
4	2.17	2.19	2.32	4.07	2.69

ているからだと考えられる．

この仮説を確認するために，LFNet に早期の学習活動ログのみから生成された分散表現が全学習活動ログから生成された分散表現にどれだけ近づくか評価を行った．**表 2** に 1，2，3，4 週分の学習活動ログから生成された分散表現を入力した場合の学習活動予測ネットワークの出力と，全講義（7 回）分から生成された分散表現の間の二乗平均平方根誤差（RMSE）を示している．また，**表 3** に 1，2，3，4 週分の学習ログから生成された分散表現と全講義（7 回）分の学習活動ログから生成された分散表現の間の二乗平均平方根誤差（RMSE）を示している．これら 2 つの表の比較から，学習活動予測ネットワークが早期の時点で全講義（7 回）分との分散表現との誤差を効果的に減少させていることが確認できる．これより，早期の時点でも全講義（7 回）分の分散表現を予測するための特徴が存在しており，学習活動予測ネットワークはその特徴を捉えることにより，誤差を減少させることができていると考えられる．

5.2 比較手法との性能比較

はじめに，提案手法と比較手法 1 の比較を考える．比較手法 1 は，全講義（7 回）分を使用するのではなく，テスト時の講義回数に合わせた n で At-risk 検出ネットワークを訓練する手法であった．図 3 を見ると，提案手法は比較手法 1 に比べて高い精度を達成している．これより，At-risk 検出ネットワークの訓練には，テスト時に合わせた n 週分のデータよりも，全講義（7 回）分を使用した方がより高い精度を得られることが示された．

次に，提案手法と比較手法 2 の比較を考える．比較手法 2 は，At-risk 検出ネットワークの訓練時とテスト時で使用しているデータが異なるため，精度が得られないことは明らかである．しかし，図 3 を見ると，4 週分が利用可能の時点で他手法と同程度の結果が得られていることが分かる．この結果より，今回実験に用いたプログラミングコースでは，4 週分の講義情報があれば At-risk 検出に必要な特徴が得られており，全講義分を使用しなくても十分な精度を達成できる可能性があることが示唆された．

6. むすび

本発表では，これまでの学習活動ログの統計量を推定する手法に変わって，より多くの学習活動の特徴を残した分散表現である E2Vec を使用し，実際に利用する場面を想定した早期検出において精度を向上させる手法について検討した．学期早期の分散表現から全講義分の分散表現を明示的に推測する学習活動予測ネットワークを提案し，実際の講義のログを用いて評価実験を行い，早期における At-risk 学生検出への有効性を確認した．

今後の課題として，時系列の情報を残したモデルへの拡張や，教材データなども予測に活用するマルチモーダルへの拡張が挙げられる．

謝辞

本研究の一部は，JST，CREST，JPMJCR22D1 の支援を受けたものである．本研究の一部は名古屋大学のスーパーコンピュータ「不老」の一般利用にて実施した．

参考文献

[1] Apereo Foundation . ”Sakai LMS — Apereo” . apreo , https://www.apereo.org/projects/sakai-lms, (2024-5-02).
[2] Bradford, P., Porciello, M., Balkon, N., and Backus, D.: The Blackboard Learning System: The Be All and End All in Educational Instruction?, Journal of Educational Technology Systems, vol. 35, pp. 301–314, 2007.
[3] Dougiamas, M., and Taylor, P. Moodle: Using learning communities to create an open source course management system., Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications., 2003.
[4] Shimada, A., Mouri, K., Taniguchi, Y., Hiroaki, O., Taniguchi, R. and Konomi, S.: Optimizing assignment of students to courses based on learning activity analytics, Proceedings of the 12th International Conference on Educational Data Mining, pp. 178–187, 2019.
[5] Okubo, F., Ogata, H. and Shimada, A.: Browsing-pattern mining from ebook logs with non-negative matrix factorization, Proceedings of the 9th Internation Conference on Educational Data Mining, pp. 636–637, 2016.

[6] Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A., Taniguchi, Y. and Konomi, S.: On the prediction of students' quiz score by recurrent neural network, CEUR Workshop Proceedings, Vol. 2163, 2018.
[7] Okubo, F., Yamashita, T., Shimada, A. and Konomi, S.: Students' performance prediction using data of multiple courses by recurrent neural network, Proceedings of the 25th International Conference on Computers in Education, pp. 439–444, 2017.
[8] Yin, C., Ren, Z., Polyzou, A. and Wang, Y.: Learning Behavioral Pattern Analysis Based on Digital Textbook Reading Logs, Proceedings of HCII 2019, pp.471–480, 2019.
[9] Park, J., Denaro, K., Rodriguez, F., Smyth, P., and Warschauer, M. Detecting changes in student behavior from clickstream data, In Proceedings of the Seventh International Learning Analytics & Knowledge Conference, pp. 21–30, 2017.
[10] An, T.-S., Krauss, C., and Merceron, A.: Can typical behaviors identfied in moocs be discovered in other courses?, In The Tenth International Conference on Educational data Mining (EDM 2017), pp. 220–225, 2017.
[11] TODO:OpenLA に変える宮崎 佑馬, 峰松 翼, 谷口 雄太, 大久保 文哉, 島田 敬士：教育データの分散表現生成手法の提案と At-risk 学生検知への応用, 第 40 回教育学習支援情報システム研究発表会 (CLE40), 2023.
[12] LIMU."Introduction — OpenLA documentation".OpenLA, https://limu.ait.kyushu-u.ac.jp/ openLA/introduction.html, (2024-5-02).
[13] Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A. and Mikolov T.: Enriching word vectors with subword information, Transactions of the Association for Computational Linguistics, vol.5, pp. 135–146, 2017.