

3. Ніколенко Н.І. Особистісно орієнтоване навчання в контексті домінуючого сприйняття та особливості засвоєння учнями навчальної інформації [Текст] / Н.І. Ніколенко // Всеукраїнська науково-методична інтернет конференція «Наукова спадщина Григорія Костюка і сучасні проблеми особистісно орієнтованої освіти» (м. Кіровоград, 18-19 квітня, 2016 р.): Матеріали конференції. – С. 311-319.
4. Логвіненко В. Використання технології інфографіки для візуалізації навчального контенту / В. Логвіненко // Фізико-математична освіта. Науковий журнал. – Суми : СумДПУ ім. А.С.Макаренка, 2018. – № 2(16). – С.79-85.
5. Бабич О. До питання про співвідношення понять наочність і візуалізація / О. Бабич, О. Семеніхіна // Фізико-математична освіта. – 2014. – Вип. 2. – С. 47–53.
6. Семеніхіна О. Уміння візуалізувати навчальний матеріал засобами мультимедіа як фахова компетентність учителя / О. Семеніхіна, А. Юрченко // Науковий вісник Ужгородського національного університету : Серія: Педагогіка. Соціальна робота. – Ужгород : Видавництво УжНУ «Говерла», 2014. – Вип. 33. – С. 176–179.
7. Безуглий Д. Візуалізація як сучасна стратегія навчання [Текст] / Д. Безуглий // Фізико-математична освіта. Науковий журнал. – Суми : СумДПУ ім. А.С.Макаренка, 2014. – № 1 (2). – С. 5-11.
8. Безуглий Д. Прийоми візуального подання навчальної інформації [Текст] / Д. Безуглий // Фізикоматематична освіта. Науковий журнал. – Суми : СумДПУ ім. А.С.Макаренка, 2014. – № 2(3). – С. 7-15.
9. Бодрова А. Розвиток дизайну в дитячій книзі України [Текст] / А. Бодрова // Матеріали науково-практичної конференції «Художні практики на початку ХХІ століття: новації, тенденції, перспективи. 25 листопада 2016 року». – С. 7–11.
10. Dlugan Andrew Use PowerPoint Visuals, Not Bullets – What the World Eats [Електронний ресурс] / Andrew Dlugan. – Published: Apr 30th, 2008. – Режим доступу до ресурсу: <https://sixminutes.dlugan.com/use-powerpoint-visuals-not-bullets-what-the-world-eats/>

МЕТОД ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РОБОТИ СТУДЕНТІВ

Букреєв Дмитро Олександрович

магістрант

Сердюк Ірина Миколаївна

асистент кафедри інформатики і кібернетики

Мелітопольський державний педагогічний університет

імені Богдана Хмельницького

Анотація. У даній роботі ми пропонуємо метод прогнозування кінцевих оцінок студентів за допомогою рекурентної нейронної мережі (RNN) з даних журналу, що зберігаються в освітніх системах. Ми застосували цей метод до даних журналу від 108 студентів і вивчили точність прогнозування. З експериментальних результатів, порівнюючи з множинним регресійним

аналізом, підтверджено, що RNN є ефективним для раннього прогнозування кінцевих оцінок.

Ключові слова: журнал навчання, прогнозування успішності студента, рекурентна нейронна мережа, заклади вищої освіти, точність.

В останні роки широке поширення набуло використання освітніх систем на основі ІКТ. Ці системи дозволяють зібрати багато типів даних журналу, які відповідають навчальній діяльності студентів. Аналізуючи ці журнали з використанням методів інтелектуального аналізу даних, ми можемо визначити закономірності навчання студентів, що допомагає вчителям виявляти «фриктованих» студентів[1]. В Університеті Кюсю в жовтні 2014 року була запроваджена система підтримки навчання, яка називається системою M2B. Maguzen, Inc. За допомогою журналів цих систем було проведено ряд досліджень[3], [4], [5]. Ранній прогноз остаточних оцінок студентів є важливим завданням в області аналітики навчання, наприклад, дослідженої в [5] з використанням регресійного аналізу. У даній роботі ми пропонуємо метод прогнозування кінцевих оцінок студентів методом нейронної мережі, використовуючи дані журналу системи M2B. Зокрема, для того, щоб розглянути дані часових рядів кожного тижня в курсі, ми використовуємо варіант рекурентної нейронної мережі (RNN) [2]. Порівнюючи наші результати з результатом, отриманим за допомогою регресійного аналізу, ми покажемо ефективність прогнозування кінцевих оцінок студентів за допомогою RNN.

Ми збрали журнали навчання 108 студентів, які навчалися на курсі «Інформатики», який розпочався у квітні 2016 року. У цьому курсі вчителі та студенти використовували систему LMS, систему електронного портфеля та систему електронних книг. Студенти повинні були щотижня подавати звіт, відповідати на вікторину, писати журнал лекції, читати слайди для попереднього перегляду та перегляду за допомогою трьох систем. Журнали цих навчальних заходів автоматично оцінювалися системою на основі критеріїв (табл.1).

Таблиця 1

Критерії оцінювання навчальної діяльності

Activities	5	4	3	2	1	0
Attendance	Attendance		Being late			absent
Quiz	Above 80%	Above 60%	Above 40%	Above 20%	Above 10%	o.w.
Report	Submission		Late submission			No submission
Course views	Upper 10%	Upper 20%	Upper 30%	Upper 40%	Upper 50%	o.w.
Slide views in Booklooper	Upper 10%	Upper 20%	Upper 30%	Upper 40%	Upper 50%	o.w.
Markers in Booklooper	Upper 10%	Upper 20%	Upper 30%	Upper 40%	Upper 50%	o.w.
Memos in Booklooper	Upper 10%	Upper 20%	Upper 30%	Upper 40%	Upper 50%	o.w.
Actions in	Upper	Upper	Upper	Upper	Upper	o.w.

Activities	5	4	3	2	1	0
Booklooper	10%	20%	30%	40%	50%	
Word count in Mahara	Upper 10%	Upper 20%	Upper 30%	Upper 40%	Upper 50%	o.w.

Рекурентна нейронна мережа (RNN) обробляє дані часових рядів. На відміну від загальної нейронної мережі, RNN має рекурсивний цикл, як показано на малюнку 1. RNN розповсюджує внутрішню інформацію попереднього часу в поточний час і отримує вихідне значення на основі інформації про поточний час і минулу інформацію. Таким чином, можна виводити результати розрахунків з урахуванням минулого стану. Параметри RNN навчаються методом Backpropagation through time (BPTT). BPTT поширює помилку між істинною основою і виходом в момент часу t відстеження до часу $t-1$. Аналогічно, помилка в момент часу $t-1$ поширюється в момент часу $t-2$, і тренування здійснюється заднім числом. Хоча RNN теоретично може виводити з урахуванням всієї минулої інформації, насправді помилка не здатна поширюватися в далеке минуле. Отже, це висновок, що враховує лише інформацію минулого кілька разів. Щоб вирішити цю проблему, LongShortTermMemory (LSTM) використовується як одиниця в середньому шарі, яка зберігає довгострокову інформацію. LSTM має пам'ять для зберігання внутрішнього стану. Інформація пам'яті, що зберігається в LSTM, зберігається ефективною інформацією або видаляється інформацією відкидання шляхом введення або внутрішнього стану в попередній час. У даній роботі LSTM використовується як одиниця середнього рівня RNN.

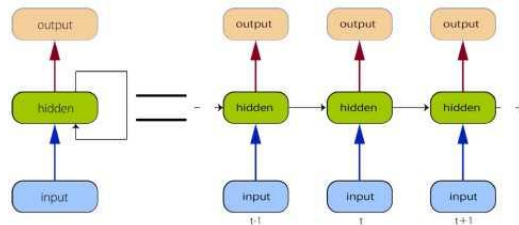


Рис. 1. Рекурентна нейронна мережа

Результати проведених дослідів показали, що для кожного $1 < i < 15$, RNN навчався за \log -даними до i -го тижня, що складався з вектора дев'яти видів марок кожного тижня, показаного в таблиці 1 (розглядався як вхідний), а кінцева оцінка A, B, C, D, або F студентів (розглядаються як вихідні). Використовуючи отриманий RNN, було виконано прогнозування кінцевих класів студентів.

Ми також розглянули прогноз кінцевої оцінки за допомогою аналізу множинної регресії, де остаточні оцінки A, B, C, D і F були замінені на 95, 85, 75, 65 і 55 відповідно. Для кожного $1 < i < 15$, виконували множинний регресійний аналіз з використанням даних до i -го тижня. Точність прогнозування RNN і точність прогнозування за допомогою аналізу множинної регресії разом зі значенням скоригованого R^2 підсумовані в таблиці 2. Ми можемо спостерігати, що точність по RNN вище 90% з використанням даних журналу до 6-го тижня, тоді як точність за допомогою аналізу множинної регресії становить менше 90%, використовуючи дані журналу до 9-го тижня. Отже, можна сказати, що RNN є ефективним для раннього прогнозування кінцевих класів студентів. Цей факт

показує, що, порівнюючи з множинним регресійним аналізом, RNN є ефективним для раннього прогнозування кінцевих оцінок.

Таблиця 2

Точність прогнозування

Тиждень	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
RNN	50	64	73	81	87	93	93	94	98	100	100	100	100	100	99
Регресія	41	46	46	52	61	63	67	75	89	92	94	94	96	100	100
R ²	.15	.21	.28	.32	.35	.37	.50	.620	.744	.772	.75	.758	.790	.951	.988
	8	2	1	5	3	9	2				7				

Література:

1. Baradwaj, B. & Pal, S. 2011. Mining Educational Data to Analyze Student's Performance, International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 6, 2, pp. 63-69.
2. Boden, M. 2002. A Guide to Recurrent Neural Networks and Backpropagation, *the Dallas project*, 10 pages.
3. Ogata, H., Yin, C., Oi, M., Okubo, F., Shimada, A., Kojima, K. & Yamada, M. 2015. E-Book-based Learning Analytics in University Education, *proc. ICCE2015*, pp.401-406.
4. Okubo, F., Hirokawa, S., Oi, M., Shimada, A., Kojima, K. & Yamada, M. & Ogata, H. 2016. Learning Activity Features of High Performance Students, Proceedings of the 1st International Workshop on Learning Analytics Across Physical and Digital Spaces (Cross-LAK 2016), pp.28-33.
5. Okubo, F., Shimada, A., Yin, C. & Ogata, H. 2015. Visualization and Prediction of Learning Activities by Using Discrete Graphs, *proc. ICCE2015*, pp.739-744.

**АДАПТАЦІЯ ВИКЛАДАЧА-ПОЧАТКІВЦЯ
ДО ПРОФЕСІЙНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ**

Бунчук Оксана Володимирівна,

кандидат педагогічних наук, старший викладач кафедри педагогіки і педагогічної майстерності

Безменова Наталія Дмитрівна

здобувач вищої освіти другого рівня

спеціальності 011 Освітні, педагогічні науки

Мелітопольського державного педагогічного університету імені Богдана Хмельницького

Анотація. У статті розкрито сутність професійної адаптації викладача-початківця до роботи у закладі вищої освіти. В публікації уточнено поняття «адаптація особистості», «професійна адаптація особистості» та «професійна адаптація викладача-початківця закладу вищої освіти».

Ключові слова. Адаптація, професійна адаптація, викладач-початківець, професійна діяльність, заклад вищої освіти.

Новий етап розвитку українського суспільства ставить нові вимоги перед сучасною освітою. Виклик часу покладає на науково-педагогічних працівників нові завдання: перехід від передачі готових знань до активного процесу генерації нових знань, від формування слухняних слухачів до