

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ВЛИЯЮЩИХ НА КАЧЕСТВО ДИСТАНЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ

Е. М. Филоненко, А. А. Фомин, А. Д. Рубан

Одесский национальный политехнический университет

Аннотация. Работа иллюстрирует применение сверточных нейронных сетей в синтезе когнитивных карт с целью определения информативных признаков, которые влияют на уровень обучения студентов ВУЗа при использовании дистанционной составляющей в учебном процессе университета.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, информативные признаки, дистанционное обучение, LMS Moodle, когнитивные карты.

Введение

Стремительное развитие информационных и коммуникационных технологий влечет за собой применение таких методов в различных видах человеческой деятельности. Одним из направлений, где применяются информационные технологии, стало современное образование. В частности, в последние десятилетия особую популярность приобретает использование т.н. «дистанционного» обучения, позволяющего объединять как классические дидактические методы обучения, так и современные информационные методы организации, проектирования и анализа процесса обучения в различных учебных заведениях. Однако, несмотря на повсеместное использование таких технологий, все еще ощущается потребность в эффективных методах использования дистанционного обучения.

Целью представленной работы является поиск признаков, в наибольшей степени влияющих на качество дистанционного обучения.

Методы оценки качества дистанционного обучения делятся на статические и внутренние. Статические методы основаны на изучении, сопоставлении, сравнении полученных цифровых данных между собой или с образцом, их обобщения, истолкования и формирования научных и практических выводов [1, с.494]. Достоинства такого подхода заключаются в получении реальной оценки исследуемой ситуации. Недостатками такого подхода являются низкая скорость обработки данных и относительно высокий уровень погрешности. Внутренние методы используют идею анализа получаемых цифровых данных, используя встроенные (или дополнительные)

инструменты системы. Например, система дистанционного обучения (СДО) Moodle имеет встроенный инструмент анализа результатов тестирования студентов дистанционных курсов [2]. Достоинствами внутренних методов является высокая скорость обработки получаемых данных, возможность визуализации и анализа результатов. Недостатком являются отсутствие подробного анализа – по желанию преподавателя имеется возможность внедрить лишь краткие сведения по каждому из исследуемых пунктов.

Перспективным в наше время является направление с применением когнитивистики [3]. В данной работе развивается метод выделения информативных признаков, влияющих на качество дистанционного обучения при помощи когнитивных карт [4, с.150-151]. Когнитивная карта – это структура знаний, графическое представление причинных связей между понятиями, признаками, показателями, взаимодействующими с системами и их блоками [5]. Классическая когнитивная карта представляет собой знаковый ориентированный граф

$$G = \langle V, E \rangle, \quad (1)$$

где $V = \{v_i \in V, i = 1, 2, 3, \dots, k\}$ – вершины когнитивной карты, множество признаков, целей или событий, влияющих на объект исследования; $E = \{e_i \in E, i = 1, 2, 3, \dots, k\}$ – дуги когнитивной карты, множество отношений, показывающие взаимосвязи между признаками.

Когнитивные карты чаще всего рассматриваются для моделирования познавательных (когнитивных) процессов, связанных с приобретением, репрезентацией и переработкой информации об окружающей среде, в ходе которых субъект не является пассивным наблюдателем, а ак-

© Филоненко Е. М., Фомин А. А., Рубан А. Д.
2018

тивно взаимодействует со средой [6]. Построение когнитивной карты в данной работе осуществляется с помощью нейронной сети (НС).

1. Полносвязные и сверточные нейронные сети

НС имеют ряд преимуществ при построении когнитивных карт: возможность обработки многомерных (размерности больше трех) данных и знаний без увеличения трудоемкости; возможность строить нелинейные зависимости, более точно описывающие наборы данных. Однако НС имеют и недостатки, к которым, как правило, относят трудности вербализации результатов работы сети и отсутствие гарантии повторяемости и однозначности получения результатов [7]. Но наиболее существенным из них в процессе дистанционного обучения является большие размерности полносвязных НС и их низкая скорость сходимости. Это объясняется тем, что в слоях такой сети на работу каждого нейрона i -го слоя оказывают влияние все нейроны предыдущего слоя и, таким образом, между парой нейронов из $(i-1)$ -го слоя и i -го слоя существует связь [8, с.7-8]. Математически это можно описать выражением (2)

$$h_j^i(h^{i-1}) = f\left(\sum_{k=1}^{d_{i-1}} W_{jk}^i h_k^{i-1} + b_j^i\right), \quad (2)$$

где W_{jk}^i и b_j^i – параметры j -го нейрона i -го слоя.

В задачах ИИ с недавних пор получили распространение сверточные нейронные сети (СНС) благодаря своим свойствам: локальное восприятие (сохранение топологии сети за счет распознавания отдельной области всего набора данных); концепция разделяемых весов (для большого количества связей используется небольшой набор весов); обобщение [9], за счет чего возникает достаточная устойчивость к помехам и шумам, а главное – небольшой размерностью относительно полносвязных НС.

Такие СНС предлагается использовать в СДО при построении когнитивных карт, в частности, для выделения информативных признаков, влияющих на качество дистанционного обучения.

2. Синтез когнитивных карт на основе сверточных нейронных сетей

СНС чаще всего применяются в широком кругу задач распознавания паттернов, таких как распознавание трехмерных объектов, предсказание погоды, автоматическое управление и пр. Изначально архитектура СНС разрабатывалась с учетом особенностей строения некоторых участ-

ков головного мозга человека, ответственных за зрение [10].

Основной идеей использования сверточного слоя является применение математической операции свертки (фильтра) к входным данным [11]. Свертка – это двумерная матрица коэффициентов. Вход такого фильтра – это набор данных, а выход – некоторое число. Преимущество использования подобного рода фильтров заключается в следующем: число на выходе тем больше, чем больше элемента объекта исследования похож на применяемый к нему фильтр. Следовательно, использование операции свертки помогает получить на выходе данные, соответствующие определенному признаку. Иными словами, мы получим карту признаков [12].

Так как целью работы является определение информативных признаков, которые влияют на уровень дистанционного обучения, следовательно, данные, получаемые для СНС, должны исходить из СДО. Таким образом, входами для СНС являются данные, получаемые из хранилища данных СДО, а выходами – список информативных признаков.

В качестве СДО будем использовать СДО Moodle, которая обрела мировую популярность благодаря своей доступности, низкому порогу вхождения в эксплуатацию, ряду встроенных функций, а также широкому кругу дополнительных инструментов.

Синтез СНС для построения когнитивных карт происходит следующим образом: шаг 1 – создание СНС, шаг 2 – подключение СНС к СДО Moodle, шаг 3 – экспорт данных из БД СДО Moodle, шаг 4 – формирование наборов данных, шаг 5 – подача наборов данных на вход СНС, шаг 6 – обработка данных, применение фильтров, формирование обучающих выборок и подвыборок, шаг 7 – формирование набора признаков, шаг 8 – расчет веса для каждого набора признаков, шаг 9 – выделение признаков с наибольшим весом. После выделения признаков строится когнитивная карта. Алгоритм синтеза СНС представлен на рис.1.



Рис.1. Алгоритм синтеза СНС для построения когнитивной карты

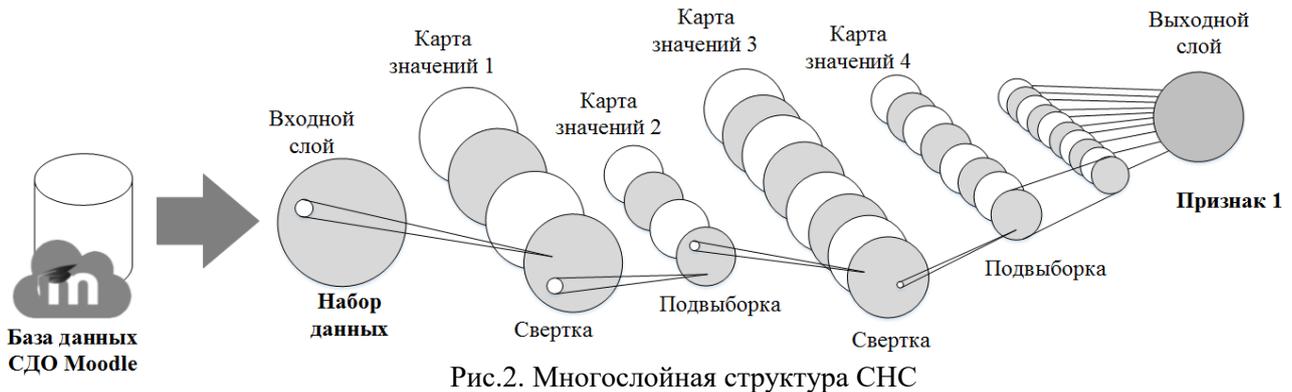


Рис.2. Многослойная структура СНС

Многослойная структура СНС представлена на рис.2. Как и в случае классических нейронных сетей, вход каждого элемента сети получает взвешенную сумму – скалярное произведение между вектором входного сигнала и весовым вектором, которое затем подается в качестве аргумента активирующей функции.

$$f(a) = A \tanh(Sa) \quad (3)$$

где $f(a)$ – искомое значение элемента, a – взвешенная сумма сигналов предыдущего слоя, амплитуда A – амплитуда функции, S – определяет положение относительно начальной точки. Эта функция нечетна, с горизонтальными асимптотами $+A$ и $-A$.

Последний, шестой, слой формирует сигнал с помощью так называемой «радиально-основной функции (RBF)» для каждого из классов предыдущего уровня [13]:

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \sum_{S=1}^K \sum_{l=1}^K w_{ksl} x^{((i-1)+s,(j+1))}. \quad (4)$$

Математическая модель нейрона слоя свертки показана в (5) [14].

$$y_k^{(i,j)} = b_k + \frac{1}{4} w_k \sum_{S=1}^2 \sum_{l=1}^2 x^{((i-1)+s,(j+1))}, \quad (5)$$

где $y_k^{(i,j)}$ – нейрон k -й плоскости сверточного слоя; b_k – нейронное смещение k -й плоскости; K – размер восприимчивой области нейрона; w_{ksl} – матрица синаптических коэффициентов; x – выходы нейронов предыдущего слоя.

Окончательная коррекция синаптических коэффициентов происходит по формуле (6):

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} o_{pj}, \quad (6)$$

где η – коэффициент пропорциональности, влияющий на скорость обучения СНС.

В общем случае, определение информативных признаков с помощью СНС можно отобра-

зить в виде структурной схемы, показанной на рис. 3.

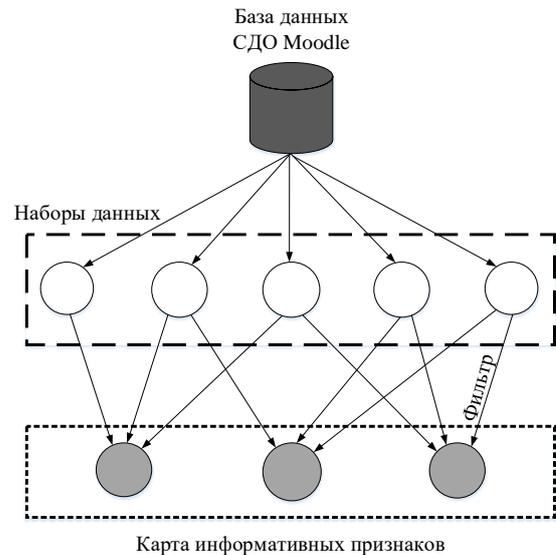


Рис.3. Структурная схема работы СНС

Наборы данных, поступающие на вход СНС из СДО Moodle, можно разделить на три категории:

1. Признаки, непосредственно связанные с дистанционным курсом: количество контрольных тестов, количество online-материалов, количество практических заданий;
2. Признаки успеваемости: оценки студентов за оцениваемые элементы курса;
3. Поведенческие признаки: время, проведенное в системе в качестве авторизованного пользователя и время, которое студент потратил на прохождение теста;
4. Субъективные признаки: участие в опросах.

В качестве источника данных использовалась БД СДО Moodle ОНПУ (URL: <http://dl.it-school.com.ua>).

В таблице 1 приведены результаты работы СНС: перечень наиболее информативных признаков, которые влияют на качество дистанционного обучения, а также их веса.

Таблица 1

Перечень информативных признаков

Информативные признаки	Вес
Количество тестирований в курсе	0,94
Практические задания	0,48
Теоретические материалы, размещенные на курсе	0,53
Время, проведенное студентом на курсе после авторизации	0,91

Благодаря полученным из СНС данным формируется когнитивная карта (рис.4).

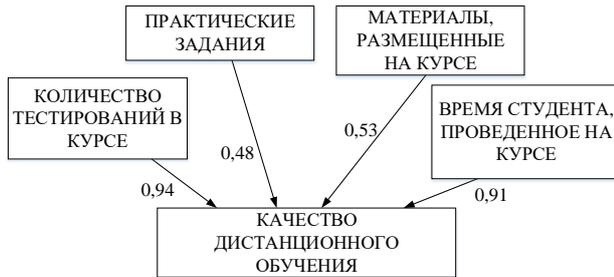


Рис.4. Полученная когнитивная карта

Заключение

В работе продемонстрирован подход синтеза сверточных нейронных сетей для построения когнитивной карты и определения наиболее информативных признаков, влияющих на качество дистанционного обучения. Преимуществами такого подхода перед использованием интеллектуальных нейронных сетей или простого построения когнитивной карты является высокая скорость обработки данных, автоматизация процесса расчета веса для каждого признака, высокая устойчивость к помехам.

После проведения эксперимента были выделены наиболее информативные признаки: количество тестирований в курсе; наличие практические задания; теоретические материалы, размещенные на курсе; время, проведенное студентом на курсе после авторизации. Именно повышения качества этих признаков может повысить качество дистанционного обучения в целом.

Список использованной литературы

1. Савюк, Л. К. Правовая статистика [Текст] : Учебник — М.: Юрист, 2004. — 588 с.
2. Moodle DOCS [Electronic resource]. — Mode of access: https://docs.moodle.org/34/en/Main_page
3. Когнитивная наука и интеллектуальные технологии [Текст] : Реф. сб. АН СССР. — М.: Ин-т науч. информ. по обществ. наукам, 1991. — 228 с
4. Филоненко, Е. М. Использование когнитивных карт для выделения факторов успеваемо-

сти студентов дистанционной формы обучения [Текст] // Е. М. Филоненко, А. А. Фомин, В. Д. Павленко // Сучасні інформаційні технології 2017 (МІТ-2017): Матеріали сьомої Міжнародної конференції студентів і молодих науковців. — ОНПУ, Одеса, 2017. — № 2 — 246 с.

5. Мандель, М. В. Методика когнитивного анализа для исследования проблем регионального рынка труда (юг России) [Текст] // Управление экономическими системами. - Южный федеральный университет, г. Таганрог, 2013

6. Авдеева, З. К., Коврига, С. В., Макаренко, Д. И., Максимов, В. И. Когнитивный подход в управлении [Текст] // Проблемы управления. 2007

7. Достоинства и недостатки нейронных сетей как средства для обработки знаний / Студопедия [Электронный ресурс] — Режим доступа: <https://studopedia.org/9-161389.html>

8. Гарипов, Т. И. Тензорированные нейронные сети [Электронный ресурс] / МГУ имени М.В. Ломоносова — Режим доступа: http://www.machinelearning.ru/wiki/images/2/22/2017_417_GaripovTI.pdf

9. Остапец, А. Deep Learning [Электронный ресурс] — Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/2/22/Deep.pdf>

10. Дорогой, Я. Ю. Архитектура обобщенных сверточных нейронных сетей [Текст] / Я. Ю. Дорогой // Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка : збірник наукових праць. — 2011. — № 54. — С. 229–234. — Библиогр.: 5 назв.

11. Understanding Convolutions. [Electronic Resource]. — Mode of access: <http://colah.github.io/posts/2014-07-Understanding-Convolutions/>

12. Федорова, А. А. Распознавание английского текста сверточной нейронной сетью [Электронный ресурс] / Санкт-Петербургский государственный университет, СПб, 2016 — Режим доступа: <https://dspace.spbu.ru/bitstream/11701/4262/1/VKR.pdf>

13. Друки, А. А. Применение свёрточных нейронных сетей для выделения и распознавания автомобильных номерных знаков на изображениях со сложным фоном [Текст] // Интеллектуальные системы. Известия Томского политехнического университета. 2014. Т. 324. № 5 С. 85–92.

14. Medvedew, A. A. The diagnostic of retinal diseases by dint of convolutional neural networks [Текст] // Medvedew A. A., Fomin O. O., Speranskiy V. O. // Сучасні інформаційні технології 2017 (МІТ-2017): Матеріали сьомої

Міжнародної конференції студентів і молодих науковців. – ОНПУ, Одеса, 2017. – № 2 – 246 с.

References

1. Savyuk, L. K. (2004) Legal statistics [Pravovaya statistika]: Textbook, Yurist, Moscow, 588 p.
2. Moodle DOCS, available at: https://docs.moodle.org/34/en/Main_page
3. Cognitive Science and Intellectual Technologies (1991) [Kognitivnaya nauka i intellektual'nye tekhnologii]: Ref. Sat. AN SSSR, Institute of Science. inform. on societies. Sciences, Moscow, 228 p.
4. Filonenko, K. M., Fomin, O. O., Pavlenko V. D. (2017) Using of cognitive maps for highlighting the factors of students' success in distance learning [Ispol'zovanie kognitivnykh kart dlya vydeleniya faktorov uspevaemosti studentov distantsionnoi formy obucheniya], Modern Information Technologies 2017 (MIT-2017): Materials of the Seventh International Conference of Students and Young Scientists, ONPU, Odessa, № 2, 246 p.
5. Mandel, M. V. (2013) The method of cognitive analysis for the study of problems of the regional labor market (south of Russia) [Metodika kognitivnogo analiza dlya issledovaniya problem regional'nogo rynka truda (yug Rossii)], Management of economic systems, Southern Federal University, Taganrog
6. Avdeeva, Z. K., Kovriga, S. V., Makarenko, D. I., Maksimov, V. I. Cognitive approach in management [Kognitivnyi podkhod v upravlenii] (2007), Problems of management, Moscow
7. Advantages and disadvantages of neural networks as a means for processing knowledge [Dostoinstva i nedostatki neironnykh setei kak sredstva dlya obrabotki znaniy], Studopedia, available at: <https://studopedia.org/9-161389.html>
8. Garipov, T. I. Tensor neural networks [Tensorirovannye neironnye seti], M. V. Lomonosov Moscow State University, Moscow, available at: http://www.machinelearning.ru/wiki/images/2/22/2017_417_GaripovTI.pdf
9. Ostapets, A. Deep Learning, available at: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/2/22/Deep.pdf>
10. Dorogoi, Ya. Yu. (2011) Architecture of generalized convolutional neural networks [Arkhitektura obobshchennykh svertochnykh neironnykh setei], News of NTUU "KPI". Informatics, management and computing engineering, Kyiv, p. 229–234
11. Understanding Convolutions, available at: <http://colah.github.io/posts/2014-07-Understanding-Convolutions/>
12. Fedorova, A. A. (2016) Recognition of English text convolutional neural network [Raspoznavanie angliiskogo teksta svertochnoi neironnoi set'yu], St. Petersburg State University, St. Petersburg, available at: <https://dspace.spbu.ru/bitstream/11701/4262/1/VKR.pdf>
13. Druki, A. A. (2014) Application of convolutional neural networks for allocation and recognition of automobile license plates on images with a complex background [Primenenie svertochnykh neironnykh setei dlya vydeleniya i raspoznavaniya avtomobil'nykh nomernykh znakov na izobrazheniyakh so slozhnym fonom], Intellectual systems. Proceedings of Tomsk Polytechnic University, Tomsk, t. 324, № 5, p. 85–92
14. Medvedew A. O., Fomin O. O., Speranskiy V.O. (2017) The diagnostic of retinal diseases by dint of convolutional neural networks, Modern Information Technologies 2017 (MIT-2017): Materials of the Seventh International Conference of Students and Young Scientists, ONPU, Odessa, № 2, 246 p.

USING OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS FOR INFORMATIVE FEATURES DEFINITION INFLUENCING OF THE DISTANCE LEARNING QUALITY

K. M. Filonenko, O. O. Fomin, O. D. Ruban

Odessa National Polytechnic University

Abstract. *The distance learning quality assessing methods are divided into static and internal. Static methods are based on learning, comparison of the obtained digital data with each other or with the sample, their generalization, interpretation and the formation of scientific and practical conclusions. Internal methods use the idea of analyzing the received digital data using the built-in (or additional) tools of the system. Perspective in our time is the direction with the application of cognitive maps. The cognitive map is a structure of knowledge, a graphic representation of causal relationships between concepts, attributes, indicators,*

interacting with systems and their blocks. The closest and most accurate implementation of cognitive maps is neural networks.

The purpose of the presented paper is searching of features that have the greatest impact on the education quality. This paper is devoted to using of convolutional neural networks (CNN) in the synthesis of cognitive maps in order to determine information features that affect the level of student's education of university when using the component of distance learning in the university's educational process. Synthesis of CNN for the construction of cognitive maps occurs as follows: after creating CNN and connecting it to LMS Moodle, data sets from the LMS Moodle database are submitted to the CNN input. When using the filter, the weight of each data set is formed. All data sets are interrelated with a predetermined set of features considered. Based on the results of operations, a characteristic map is formed - those functions whose weight is greatest are selected. Advantages of CNN - high speed of data processing, automation of the process of calculating the weight for each function, high resistance to interference. The most informative features were identified: the number of tests in the course; availability of practical assignment activities; theoretical materials posted on the course; time spent by the student on the course after authorization. Here are the quality features, which can improve the quality of distance learning in general.

Keywords: *convolutional neural networks, informative features, distance learning, LMS Moodle, cognitive maps.*

ВИКОРИСТАННЯ ЗГОРТАЛЬНИХ НЕЙРОНИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИДІЛЕННЯ ІНФОРМАТИВНИХ ОЗНАК, ЩО ВПЛИВАЮТЬ НА ЯКІСТЬ ДИСТАНЦІЙНОГО НАВЧАННЯ

К. М. Філоненко, О. О. Фомін, О. Д. Рубан

Одеський національний політехнічний університет

Анотація. *Робота ілюструє застосування згортальних нейронних мереж в синтезі когнітивних карт з метою визначення інформативних ознак, які впливають на рівень навчання студентів ВНЗ при використанні дистанційної складової в навчальному процесі університету.*

Методи оцінки якості дистанційного навчання поділяються на статичні та внутрішні. Статичні методи засновані на вивченні, порівнянні отриманих цифрових даних один з одним або зразком, їх узагальнення, інтерпретацію та формування наукових та практичних висновків. Внутрішні методи використовують ідею аналізу отриманих цифрових даних за допомогою вбудованих (або додаткових) інструментів системи. Перспектива в наш час - це напрямок із застосуванням пізнавальних карт. Когнітивна карта - це структура знань, графічне зображення причинних зв'язків між концептами, атрибутами, показниками, взаємодією з системами та їх блоками. Найближчим і точнішим виконанням когнітивних карт є нейронні мережі.

Метою презентації є пошук особливостей, які найбільше впливають на якість освіти. Цей документ присвячений використанню згортальних нейронних мереж (ЗНМ) у синтезі когнітивних карт для визначення інформаційних особливостей, які впливають на рівень викладання учнів університету при використанні компоненту дистанційного навчання в навчальному процесі університету. Синтез ЗНМ для побудови пізнавальних карт відбувається наступним чином: після створення ЗНМ і підключення до СДН Moodle набори даних з бази даних СДН Moodle надсилаються на вхід ЗНМ. При використанні фільтра формується вага кожного набору даних. Всі набори даних взаємозалежні з заданим набором розглянутих функцій. Виходячи з результатів операцій, виділяється характеристична карта - ті функції, маса яких найбільша. Переваги ЗНМ - висока швидкість обробки даних, автоматизація процесу обчислення ваги для кожної функції, високий рівень опори інтерференції. Виявлено найбільш інформативні особливості: кількість тестів на курсі; наявність практичних завдань; теоретичні матеріали, розміщені на курсі; час, витрачений студентом на курс після авторизації. Перераховані ознаки якості, які можуть загалом підтвердити якість дистанційного навчання.

Ключові слова: *згорткові нейронні мережі, інформативні ознаки, дистанційне навчання, LMS Moodle, когнітивні карти.*

Получено 26.03.2018



Филоненко Екатерина Михайловна, студент кафедры компьютеризированных систем управления Одесского национального политехнического университета. Просп. Шевченко, 1, Одесса, Украина, E-mail: katharina.fil@gmail.com

Kateryna Filonenko, student of the Computerized Control Systems Department, Odessa National Polytechnic University, Shevchenko ave., 1, Odessa, Ukraine, E-mail: katharina.fil@gmail.com

ORCID ID: 0000-0002-3857-9375



Фомин Александр Алексеевич, кандидат технических наук, доцент кафедры компьютеризированных систем управления Одесского национального политехнического университета. Просп. Шевченко, 1, Одесса, Украина, E-mail: aleksandr.fomin@gmail.com, тел. +38-048-705-83-94

Oleksandr Fomin, PhD, assistant professor of the Computerized Control Systems Department, Odessa National Polytechnic University, Shevchenko ave., 1, Odessa, Ukraine, E-mail: aleksandr.fomin@gmail.com, phone number: +38-048-705-83-94

ORCID ID: 0000-0002-8816-0652



Рубан Александр Дмитриевич, аспирант кафедры компьютеризированных систем управления Одесского национального политехнического университета. Просп. Шевченко, 1, Одесса, Украина, E-mail: westsoldierruban@gmail.com

Oleksandr Ruban, graduate student of the Computerized Control Systems Department, Odessa National Polytechnic University, Shevchenko ave., 1, Odessa, Ukraine, E-mail: westsoldierruban@gmail.com

ORCID ID: 0000-0001-5199-8913