

tems are connected using both direct and inverse relations. This gave the model the property of reversibility, that is, any subsystem can be both an object of external influence and a source of data on the change of parameters in time for the corresponding section of the modelled object. Another positive feature of the model is that at the level of subsystems that reproduce the dynamics of spatial areas of a distributed object, you can set different physical parameters. Then such a model can be used in the case when a non-uniform object is modelled in which physical parameters differ in different areas (for example, a long shaft with areas of different diameters or made of different materials). Since the physical parameters of the simulated object are present in an explicit form in the subsystems of the structural computer model, this makes it possible to specify non-linear dependencies between them. The paper describes the results of the computational experiments performed for the cases of linear and nonlinear objects with distributed parameters. The experiments confirmed the effectiveness of the proposed approach to the construction and computer implementation of models of nonlinear objects with distributed parameters.

Key words: *computer model, object with distributed parameters, non-linear object.*

Отримано: 16.11.2018

УДК 004.855

DOI: 10.32626/2308-5916.2018-18.102-110

Е. М. Филоненко,

А. Д. Рубан, аспирант,

А. А. Фомин, канд. техн. наук

Одесский национальный политехнический университет, г. Одесса

ОЦЕНКА ЗНАЧИМОСТИ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ДИСТАНЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ

Информатизация современного образования способствует созданию новых методов разработки учебных курсов, что существенно снижает качество обучения студентов. В настоящей работе предложен метод оценки значимости признаков при анализе качества внедрения дистанционного обучения в высшие учебные заведения с применением нейронной сети.

Представлен алгоритм проведения исследования значимости признаков, состоящий из трех этапов: подготовка данных, нейросетевое моделирование и анализ и интерпретация результатов исследования.

Подготовка данных — самый трудоемкий процесс, требующий максимального сосредоточения со стороны аналитика. В качестве обучающей выборки использованы реальные дан-

ные обучения студентов университета из системы дистанционного обучения Moodle. Данная система активно используется в качестве инструмента ведения учебного процесса в Одесском национальном политехническом университете.

Нейросетевое моделирование заключается в исследовании информативности признаков после обучения нейронной сети. В качестве входов нейронов использовались данные об успеваемости студентов курсов, в качестве выходов — их результирующая оценка за курс.

Информативность каждого признака определяется с помощью матрицы весов, которая формируется после обучения нейронной сети. Благодаря матрице весов можно определить, какой из признаков наиболее информативен, т.е. наиболее значим для исследования. Значения матрицы весов визуализированы с помощью графиков и гистограмм и дают возможность проанализировать результаты исследования и наглядно подтвердить значимость признаков.

Таким образом, решена задача оценки значимости признаков при анализе данных обучения студентов в системе дистанционного обучения Moodle. Определены исследуемые признаки. Сформирована матрица весов признаков. Обосновано предположение о том, что значения весов признаков характеризуют уровень значимости каждого исследуемого признака. Выделены наиболее значимые признаки, которые влияют на качество внедрения дистанционного обучения.

Ключевые слова: *многослойная нейронная сеть, множество признаков, информативность, дистанционное обучение.*

Введение. В условиях информатизации современного образования появляется необходимость создания наилучших условий внедрения информационных и телекоммуникационных технологий в образовательный процесс учебного заведения. Это в свою очередь способствует актуализации внедрения различных дидактических методов, применяемых в разработке и проектировании систем управления обучением, способных обеспечить продуктивное течение учебного процесса.

Однако невозможно обеспечить продуктивное ведение учебного процесса, используя прогрессивные методы и технологии обучения, не отслеживая при этом прогресс развития обучения. Поэтому, актуальной является задача выделения факторов (признаков), влияющих на качество дистанционного обучения, внедряемого в учебный процесс заведения.

В настоящее время при решении задач анализа качества системы дистанционного обучения (ДО) выполняется лишь процедура наращивания количества признаков с априорной установкой весов признаков [1].

Качественный состав признаков и их сочетаний в рассмотрение, как правило, не берется. В то же время, обладая оперативной информацией о значимости признаков в процессе использования ДО можно су-

цественно усовершенствовать данный метод обучения. В неформальных постановках задачи определение информативных признаков ставит целью определение того, насколько хороши используемые методы ДО.

Целью настоящей работы является повышение качества дистанционного обучения с помощью выделения признаков, характеризующих уровень его внедрения в учебный процесс заведения.

Задачей работы является разработка метода оценки значимости признаков с использованием нейронной сети (НС).

Обзор литературы. Методы оценки качества ДО 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 [2, 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 [3]. Достоинствами таких 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.

Ранее решение задачи оценки значимости признаков, характеризующих уровень внедрения ДО в учебный процесс, производилось с помощью инструмента когнитивного моделирования, имеющим название когнитивных карт [4]. В данной работе предложен метод оценки значимости этих признаков с помощью НС.

Основная часть. Содержательная постановка задачи оценки значимости признаков заключается в необходимости выделения таких измеряемых признаков, которые в наибольшей степени влияют на качество образования средствами ДО. Таким образом, необходимо определить признаки и их сочетания с наибольшими весами. Вес каждого признака характеризует уровень его значимости при оценке качества образования.

Набор признаков, рассматриваемых в качестве обучающей выборки, можно разделить на несколько категорий:

1. Признаки, непосредственно связанные с дистанционным курсом.
2. Признаки, связанные с обучением студента на курсе.
3. Признаки, характеризующие время, проведенное студентом в качестве авторизованного пользователя.

В общем случае, алгоритм выделения значимых признаков качества дистанционного обучения состоит из следующих этапов (рис. 1).

1. Подготовка данных.
2. Нейросетевое моделирование.
3. Анализ и интерпретация результатов моделирования.

Первый этап решения задачи оценки значимости признаков — подготовка данных.

В современных условиях, когда приходится работать с большими массивами реальных данных, подготовка данных становится самостоятельной задачей, которой отводится значительная часть времени и ресурсов. Обычно на практике малое время уделяется подготовке данных, в то время как именно этот этап является важным и критичным шагом в нейросетевом моделировании. От того насколько хорошо подготовлены данные, может зависеть результат использования нейронной сети.

Этап подготовки данных включает такие обязательные действия как сбор данных (шаг 1), нормирование данных (шаг 2) и формирование обучающей и экзаменационной выборок (шаг 3).

Обучающие выборки множества случайным образом формируют три подмножества: обучающее множество (Train Set), составляет 70% от обучающей выборки; контрольное множество (Validation Set) составляет 15% от обучающей выборки; тестовое множество (Test Set) составляет 15% от обучающей выборки [5].

Выбор НС (шаг 4) также является значимым этапом в нейросетевом моделировании, так как от того, какой тип НС будет выбран, в первую очередь будет зависеть, насколько полученные результаты будут приближены к реальности, т.е. выбор НС в первую очередь характеризуется уровнем точности обучения. Для наиболее точного решения на полученных данных тестировались несколько типов нейронных сетей (однослойная и многослойная; на 10, 20, 40, 60 нейронах). В результате экспериментов для решения поставленной задачи была выбрана двуслойная нейронная сеть на 20 нейронов, так как результат ее обучения показал наилучшую точность.

Выбранная НС обучается (шаг 5), а после — подвергается процедуре экзамена. Обучение НС — это процесс, в котором параметры НС настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. В настоящей работе был использован алгоритм обучения НС с учителем, так как именно этот алгоритм дает возможность формировать целевой вектор — вектор выходных параметров — с которым сравнивается работа нейронов НС. Каждый образец целевого вектора подается на входы сети, затем проходит обработку внутри структуры НС, вычисляется выходной сигнал сети, который сравнивается с соответствующим значением целевого вектора, представляющего собой требуемый выход сети.

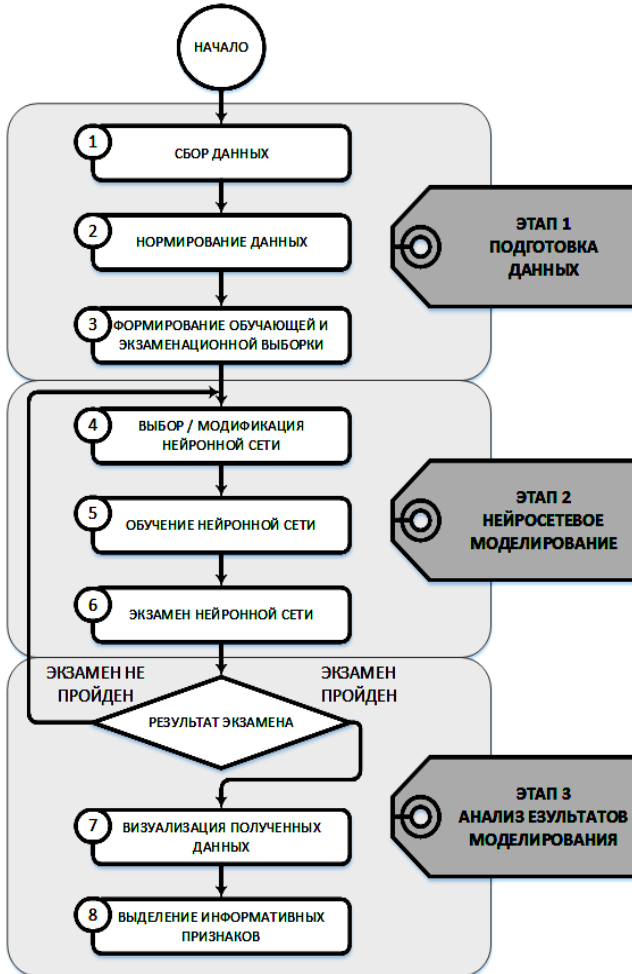


Рис. 1. Алгоритм оценки значимости признаков качества ДО с помощью нейронной сети

Обучившись, НС проходит процедуру экзамена (шаг 6). Под экзаменом понимается определение уровня точности выполняемых вычислений и формирование матрицы весов каждого признака, т.е., определение его информативности. В данной работе обучение проводится на данных, которые не были задействованы в процессе обучения НС.

В результате обучения НС формируется матрица весов W . Информативность каждого признака определяется на основе матрицы W по выражению:

$$P_i = \frac{1}{w} \sum_{k=1}^n (w(k, i)), \quad (1)$$

где w — сформированная матрица весов множества признаков НС, i — порядковый номер признака, n — количество нейронов в первом слое НС.

Если в результате обучения НС необходимая точность не достигается, производится модернизация НС (шаг 4): выбирается иной алгоритм обучения, структура НС или другой тип НС.

Определив информативность представленных в подготовленной выборке данных, с помощью инструментов визуализации (шаг 7) можно выделить наиболее информативные признаки (шаг 8), характеризующие уровень значимости применения ДО в учебных заведениях.

Предложенная технология оценки значимости признаков в задачах анализа качества дистанционного обучения апробирована на данных действующей СДО.

В качестве источника представляемых признаков использована база данных СДО Moodle Одесского национального политехнического университета (URL: <http://dl.it-school.com.ua>).

Набор признаков, используемых в исследовании, разделен на три категории:

- 1) количественные признаки: количество тестов, количество электронных материалов, количество оцениваемых заданий;
- 2) оцениваемые признаки: оценка студента за тест, за отдельную попытку теста, оценка за оцениваемое на курсе задание;
- 3) временные признаки: время начала тестирования каждого студента, время, потраченное студентом на прохождение теста.

Для каждой категории имеется возможность экспорта признаков непосредственно из базы данных СДО, используемой в учебном заведении.

С решением задач, предшествующих определению информативных признаков, связаны вопросы упрощения реализуемой системы и повышения качества ее работы и быстродействия.

Как было сказано ранее, работе с НС предшествует подготовка данных, которая в большинстве случаев выполняется в ручном режиме. Для определения признаков использовалась возможность экспорта данных обучения студентов на дистанционных курсах непосредственно из СДО Moodle. С помощью экспорта можно получить реальные данные о следующих признаках:

1. Количество теоретических материалов, представленных на курсе.
2. Количество тестов, благодаря которым можно получить данные об успеваемости студента на курсе.
3. Количество практических заданий, которые дают возможность оценить самостоятельность студента и готовность его к выполнению поставленных задач.

4. Итоговая оценка студента за каждый из представленных на курсе тестов.
5. Оценка студента за каждое практическое задание, представленное на курсе.
6. Оценка за каждую попытку студента пройти тестирование (от трех до пяти попыток за тест, каждая из которых считается отдельным признаком).

Всего исследовалось 16 признаков, соответственно выше приведенному списку. После экспорта данных о студентах сформирована сводная таблица данных каждого студента по каждому признаку.

Вместе с входными данными, характеризующими обучение студентов на дистанционном курсе, сформирован целевой вектор выходных значений (показания учителя). Целевой вектор представляет собой суммарное значение всех оценок студента на курсе.

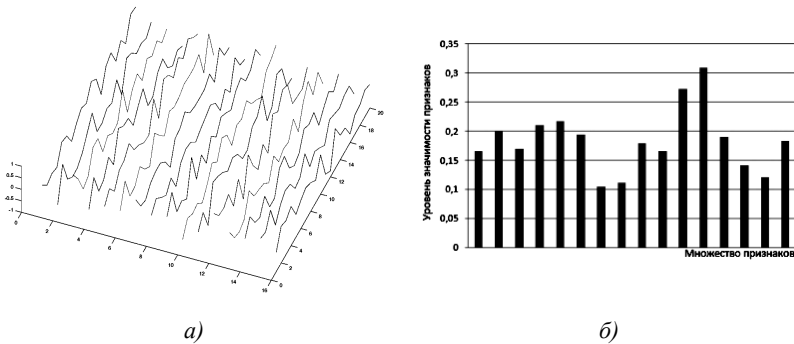


Рис. 2. Результат моделирования НС: а — визуализация НС, б — диаграмма оценки значимости признаков

Визуализация полученных результатов представлена на рис.2, а, где показаны связи исследуемых признаков и обучающихся нейронов. Однако оценка значимости признаков благодаря такой визуализации становится проблематичной. Именно поэтому анализ результатов чаще всего проводится с помощью диаграмм (рис.2, б), благодаря которым отчетливо наблюдается уровень значимости каждого из признаков.

Выводы. Предложен метод оценки уровня значимости признаков при анализе качества дистанционного обучения с применением двухслойной нейронной сети. Благодаря результатам моделирования нейронной сети на основании данных, полученных путем экспорта из системы дистанционного обучения Moodle, были определены наиболее информативные признаки (имеющие наибольший вес): количество вопросов в тесте (наибольшая значимость), количество попыток прохождения студентом теста, оценка за первую попытку теста коли-

чество практических задач. Эти признаки являются наиболее характерными для определения влияния использования дистанционного обучения на процесс обучения в ВУЗе.

Список используемой литературы:

1. Дубровин В. И. Оценка значимости признаков на основе многослойных нейронных сетей в задачах диагностики и распознавания / В. И. Дубровин, С. А. Субботин // Техническая диагностика. — 2002. — № 1 (3). — С. 66–72.
2. Савюк Л. К. Правовая статистика : учебник / Л. К. Савюк. — М. : Юристъ, 2004. — 588 с.
3. Moodle DOCS [Electronic resource]. — Mode of access: https://docs.moodle.org/-34/en/Main_page.
4. Филоненко Е. М. Использование когнитивных карт для выделения факторов успеваемости студентов дистанционной формы обучения / Е. М. Филоненко, А. А. Фомин, В. Д. Павленко // Сучасні інформаційні технології 2017 (MIT-2017) : матеріали сьомої Міжнародної конференції студентів і молодих науковців. Одеса : ОНПУ, 2017. — № 2. — С. 150–151.
5. Костиков Д. В. Подготовка исходных данных для задачи интерпретации геофизических исследований скважин с помощью многослойной нейронной сети / Д. В. Костиков, А. Н. Петров, В. Е. Лялин // Труды Международного симпозиума «Надежность и качество». — 2007. — Т. 1. — С. 123–128.
6. Общие подходы к обучению нейронных сетей [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://helpiks.org/6-10671.html>.

EVALUATION OF THE FEATURES SIGNIFICANCE BASED ON NEURAL NETWORKS IN TASKS OF THE ANALYSIS OF THE DISTANCE LEARNING QUALITY

Informatization of modern education contributes to the creation of new methods for the development of educational courses, which significantly reduces the quality of students' education. In this paper, a method for assessing the significance of features when analyzing the quality of the introduction of distance learning in higher education institutions using a neural network is proposed.

An algorithm for carrying out a study of significance of features is presented, consisting of three stages: data preparation, neural network modeling and analysis and interpretation of the results of the study.

As a training sample, the real data of the university students' training from the Moodle distance learning system was used. This system is actively used as a tool for conducting the educational process at the Odessa National Polytechnic University.

Neural network modeling consists in investigating the informative character of the traits after training the neural network. The inputs of neurons were data on the progress of students in the courses, as outputs — their resulting estimate for the course.

The values of the matrix of the weights are visualized with the help of graphs and histograms and enable us to analyze the results of the study and clearly confirm the significance of the signs.

Thus, the task of assessing the significance of characteristics in the analysis of student learning data in the Moodle distance learning system was solved. The assumption that the weights of the features characterize the level of significance of each investigated feature is substantiated. The most significant features that affect the quality of the introduction of distance learning are highlighted.

Key words: *multi-layer neural network, many features, informative, distance learning.*

Отримано: 28.11.2018

UDC 004.042;004.5

DOI: 10.32626/2308-5916.2018-18.110-115

I. E. Furtat*, Ph. D., Associate Professor,

Yu. O. Furtat**, Ph. D.

* National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», Kyiv,

**Pukhov Institute for Modeling in Energy Engineering, NASU, Kyiv

BUILDING USER INTERFACE AND DOMAIN MODELS BASED ON THE USERS' COGNITIVE CHARACTERISTICS AND WORK PROCESS SPECIFICS

The principles of construction and management of the automated systems' UI (responsible for a form of presenting information to the user) and domain (responsible for a structure of presenting information to the user) models are considered as components of the complex of means for managing user's informational interaction with the automated system management means, adapting this interaction to the user's individual characteristics and work process specifics.

Key words: *informational interaction, adaptation, domain model, user's cognitive characteristics.*

Introduction. User interaction with information in the automated system is conducted through system generating an information flow [1–3] that the user perceives and processes (fig. 1).

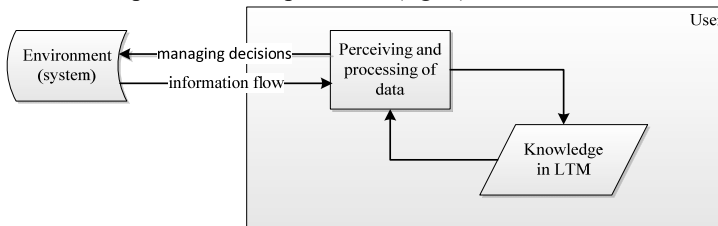


Fig. 1. *User-system informational interaction scheme*