

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ И ОБУЧАЮЩИЕ СИСТЕМЫ

УДК 512.8:681

Ю. О. Герман¹, О. В. Герман¹, И. Н. Богатко²

¹Белорусский государственный технологический университет

²Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРОЦЕССА ОБУЧЕНИЯ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРНОГО ПОДХОДА

Представлен способ моделирования управляющей реакции «электронного» учителя на основе техники кластеризации с использованием дискриминаторной функции. Рассматривается система обучения, где роль преподавателя выполняет компьютерная программа. Поведенческая модель задается как множество таблиц. В каждой таблице описывается одна реакция; столбцы таблицы соответствуют переменным состояниям системы, причем последний столбец определяет реакцию в данной ситуации с нечеткой мерой, характеризующей, например, ее релевантность (соответствие ситуации). Для каждого типа реакции используется отдельная таблица. Например, такими реакциями могут быть: «усложнить пример», «поднять эмоциональный фон», «опросить любого ученика», «дать дополнительное объяснение» и т. п. В колонке «управляющая реакция» каждой таблицы записываем число от 0 до 1 (крайние значения: не выдавать реакцию (0) и выдать реакцию (1)). Итак, в каждой таблице имеется, по сути, два кластера, условно назовем их 0-кластер и 1-кластер. Выбор реакции зависит от того, к какому кластеру следует отнести данный набор текущих переменных системы. При этом мы допускаем выдачу нескольких реакций одновременно при условии, что они не исключают друг друга. Описанная таким образом задача относится к задаче нечеткой классификации. Мы излагаем оригинальный метод ее решения, специфика которого состоит в достаточно простом математическом аппарате и наличии множества обучающих таблиц.

Ключевые слова: электронное обучение, кластер, кратчайшее расстояние, нечеткое распознавание.

Yu. O. German¹, O. V. German¹, I. N. Bogatko²

¹Belarusian State Technological University

²Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics

MODELLING OF THE PROCESS OF LEARNING ON THE BASIS OF CLUSTERIZATION APPROACH

An approach to model a control reaction of an “electronic” teacher on the basis of clusterization technique with an application of the discriminator function is presented in the paper. The training system is considered, where the role of a teacher is performed by a computer program. The behavioral model is defined as a set of tables. Each table is used to define one reaction and contains the columns standing for the system state variables, and the last column determines the reaction in this situation with a fuzzy measure, which characterizes, for example, its relevance (the situation corresponds). As the examples of reactions there may be the following ones: “make an example more complex”, “raise the emotional level”, “ask any student a question”, “give additional explanations”, etc. The reaction level is represented with a value from 0 to 1 with boundary levels: 0 – do not produce a reaction and 1 – make a reaction. Thus, in each table there are, in fact, two clusters, conventionally called 0-cluster and 1-cluster. The final solution depends on the cluster selected from each table. We admit a possibility to select more than one reaction simultaneously, provided that selected reactions are not mutually exclusive. The problem formulated in this way represents a kind of a fuzzy clusterization. We present an original method of its solution taking into account a number of training behavioral tables.

Key words: electronic learning, cluster, the shortest distance, fuzzy recognition.

Введение. В статье излагается техника принятия управленческих решений, использующая множество обучающих таблиц. Каждая таблица

описывает один тип реакции как нечеткую переменную. Для всех таблиц определено множество условий взаимоисключения, так что в конечном

итоге допускается одновременно выдача нескольких реакций, но при условии их совместности. Данная статья развивает подход к моделированию обучения, описанный в работах [1–4], внося в него новые представления и теоретические решения. Подход можно использовать не только для моделирования обучения, но и для применения в других сферах: электронном менеджменте, управлении беспилотными транспортными средствами, электронной медицине и др. В основе описываемого подхода лежит использование поведенческих таблиц (по сути, обучающих таблиц, таблиц решений [5]). Поведенческая таблица содержит столбцы, соответствующие переменным состояниям системы. Значениями в столбцах являются соответствующие значения переменных состояния. Последний столбец определяет управляющую реакцию на данное состояние. Поскольку управляющих реакций может быть несколько, то число поведенческих таблиц в общем случае превосходит одну. Рассматриваемая в статье задача состоит в выборе управляющей реакции (реакций) на текущую наблюдаемую ситуацию. Имеет место следующая специфика задачи. Во-первых, поведенческая таблица не должна быть противоречивой, т. е. для одного и того же состояния не может быть реализовано две и более взаимоисключающих реакций. Однако допускается, что из нескольких поведенческих таблиц производится выбор нескольких различных реакций, некоторые из которых образуют несовместные пары. Таким образом, дополнительным нюансом в общей задаче является финальная выборка окончательного множества реакций с учетом условий их совместности. Эта задача в действительности является хорошо разработанной задачей булевого программирования с алгоритмом решения, предложенным Э. Балашем [6]. Во-вторых, каждая переменная состояний должна иметь (нечеткое) значение в каждой строке таблицы. При этих ограничениях специфика задачи далее состоит в указании для управляющей реакции нечеткой меры релевантности. Значение этой меры выставляется человеком-экспертом, хорошо владеющим предметной проблематикой. В связи с реализацией рассматриваемого подхода отдельно стоит проблема формирования системных переменных (критериев). Этот вопрос представляет вполне самостоятельную и нередко сложную задачу. Для ее решения следует определить критерии, значения которых используются в качестве системных переменных, а также способы оценки критериев. Например, как оценить критерий «аудитория воспринимает материал безразлично»? Ясно, что оценку степени безразличия можно составить только из визуального наблюдения за аудиторией, т. е. за каждым учеником

в отдельности. Признаком безразличия будет отсутствие взгляда на экран, где демонстрируется учебный материал. Таким образом, нужно уметь оценивать направление зрачков, а это предполагает распознавание лиц и глаз обучаемых при сканировании аудитории камерой наблюдения. Разумеется, вопросы оценки критериев специфичны для каждого приложения и требуют самостоятельного изучения.

Основная часть. Пусть дана поведенческая таблица, описывающая реакцию «поднять эмоциональный фон» (табл. 1).

Таблица 1

Поднять эмоциональный фон – y_1

№ п/п	x_1 (активность)	x_2 (однообразие)	y_1
1	1,0	0,3	0,1
2	0,6	0,4	0,7
3	0,6	0,8	0,2
4	0,5	0,3	0,7
5	0,7	0,5	0,1
6	0,8	0,8	0,4
7	0,3	0,7	0,9

Интерпретация этой таблицы достаточно очевидна: чем меньше активности со стороны обучаемых и чем больше монотонность (однообразие) материала, тем больше необходимость в поднятии эмоционального фона. Это можно сделать, например, демонстрацией ролика или проигрыванием аудиофайла с интересной содержательной историей по теме изложения.

Предположим далее, что текущая ситуация характеризуется следующим набором значений переменных состояния: $x_1 = 0,4$; $x_2 = 0,3$. Каково значение y_1 ? Рассмотрим технику получения ответа на основе кластеризационного подхода [7]. Для построения кластеров будем привлекать дискриминаторные функции [8]. В простейшем случае дискриминаторная функция является линейной. Отыскание коэффициентов линейной модели можно реализовать путем решения системы линейных алгебраических неравенств, составленных по данным обучающей таблицы. В случае невозможности получения линейного представления можно использовать обучение нейронной сети [9] или механизм нелинейной регрессии [10]. Вопрос построения математической модели по эмпирической таблице может решаться с разных позиций [11]. Мы опускаем его, имея в виду технический характер этого вопроса. У нас имеется два кластера: $y_1 = 0$ (истинный кластер) и $y_1 = 1$ (ложный кластер). В 1-кластере не предусмотрено управляющее воздействие, связанное с поднятием эмоционального

фона. В 0-кластере, напротив, следует некоторым образом поднять эмоциональный фон. Табл. 1 нужно перестроить так, чтобы были представлены оба кластера. Это сделать несложно, если иметь в виду, что отрицание нечеткой меры принадлежности дает нечеткую меру принадлежности к дополнительному кластеру:

$$\mu(x) = 1 - \mu(\sim x),$$

где знак \sim означает операцию отрицания. Получаем следующую табл. 2.

Таблица 2

Указание кластеров

№ п/п	x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1	Кластер
1	1,0	0,3	0,1	Истина
2	1,0	0,3	0,9	Ложь
3	0,6	0,4	0,7	Истина
4	0,6	0,4	0,3	Ложь
5	0,6	0,8	0,2	Истина
6	0,6	0,8	0,8	Ложь
7	0,5	0,3	0,7	Истина
8	0,5	0,3	0,3	Ложь
9	0,7	0,5	0,1	Истина
10	0,7	0,5	0,9	Ложь
11	0,8	0,8	0,4	Истина
12	0,8	0,8	0,6	Ложь
13	0,3	0,7	0,9	Истина
14	0,3	0,7	0,1	Ложь

Первая строка табл. 2 означает, что если активность $x_1 = 1,0$ (высокая) и однообразие $x_2 = 0,3$ (низкое), то имеем 1-кластер, в котором релевантность операции «поднять эмоциональный фон» низка ($y_1 = 0,1$).

№ п/п	x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1	Кластер
1	1,0	0,3	0,1	Истина

Вторая строка читается иначе: «если активность $x_1 = 1,0$ (высокая) и однообразие $x_2 = 0,3$ (низкое), то имеем 0-кластер, в котором релевантность операции «поднять эмоциональный фон» высока ($y_1 = 0,9$)».

№ п/п	x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1	Кластер
2	1,0	0,3	0,9	Ложь

Для табл. 2 определяем линейную дискриминаторную функцию, отделяющую один кластер от другого:

$$F = 0,98 - x_1 + 0,9x_2 - 1,5y_1. \quad (1)$$

В рассматриваемом примере мы использовали Excel и надстройку «Поиск решения» для

составления и решения системы линейных неравенств для определения коэффициентов дискриминаторной функции. Заметим попутно, что отыскиваемое решение будет тем точнее соответствовать задаче исследования, чем полнее представлена поведенческая таблица (т. е. чем больше ситуаций она «схватывает»). Считаем нужным также обратить внимание на возможность использования техники планирования эксперимента для определения числа состояний и их значений в каждой поведенческой таблице.

Если значение дискриминаторной функции на данном наборе значений переменных состояния больше 0, то имеем кластер «Истина», в противном случае – кластер «Ложь». Для входного набора $x_1 = 0,4$; $x_2 = 0,3$ нам не известно значение нечеткой меры y_1 . Будем опираться на подход, использованный в работе [12], который здесь мы существенно упрощаем. Пограничное значение y_1 легко отыскать из уравнения

$$F = 0 = 0,98 - 0,4 + 0,9 \cdot 0,3 - 1,5y_1. \quad (2)$$

Отсюда находим: $y_1 = 0,56$. Итак, кластер «Истина» имеет граничную меру $y_1 = 0,56$. Получаем для кластера «Ложь» $\sim y_1 = 0,44 < 0,56$ и, следовательно, повышаем эмоциональный уровень аудитории. Пусть входные значения таковы: $x_1 = 0,8$; $x_2 = 0,0$. Тогда $y_1 = 0,12$. Вопрос о повышении уровня эмоциональности изложения решается в этом случае отрицательно.

Теперь остается рассмотреть вопрос о взаимном исключении управляющих решений.

Отношения взаимоисключения управленческих решений передаются системой логических уравнений. Для простоты изложения рассмотрим следующую систему управленческих решений:

- y_1 = «повысить эмоциональный фон»;
- y_2 = «усложнить тест»;
- y_3 = «дать дополнительное объяснение»;
- y_4 = «рассмотреть новый пример».

Будем считать, что несовместимы следующие пары управленческих решений: (y_1, y_2) , (y_1, y_3) , (y_1, y_4) , (y_2, y_3) , (y_2, y_4) .

Далее допустим, что определены меры истинности управленческих решений: $\mu(y_1) = 0,6$, $\mu(y_2) = 0,8$, $\mu(y_3) = 0,4$, $\mu(y_4) = 0,7$.

Сформулируем задачу оптимизации в следующем формальном виде:

$$\sum z_i \mu(y_i) \rightarrow \max,$$

$$z_i + z_j \leq 1, \text{ если решения } y_i \text{ и } y_j \text{ несовместимы;}$$

$$z_k \in \{0, 1\},$$

$$\mu(y_k) \geq 0,5.$$

В нашем случае имеем:

$$0,6z_1 + 0,8z_2 + 0,7z_4 \rightarrow \max, \quad (3)$$

$$z_1 + z_2 \leq 1, \quad z_1 + z_4 \leq 1, \quad z_2 + z_4 \leq 1.$$

Данную задачу можно решить методом Э. Балаша. Решение в нашем случае тривиально: $y_2 = 1$, т. е. нужно выбрать управление y_2 , а остальные управления игнорировать.

Указанный подход можно обобщить на некоторые варианты задачи. Рассмотрим вариант, когда в некоторых ситуациях один или более критериев не имеют значения для выбора управляющей реакции. Например, рассмотрим такую ситуацию:

x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1
1,0	*	0,1

Здесь символ «*» означает «безразличное» значение критерия «однообразиие». Данный вариант можно естественным образом привести к ранее полученному, если ввести в рассмотрение различные дискретные значения критерия «однообразиие». В результате можно получить такое представление:

x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1
1,0	0,0	0,1
1,0	0,1	0,1
1,0	0,2	0,1
...
1,0	1,0	0,1

Минус этого варианта замены заключается в увеличении размерности поведенческой таблицы за счет дополнительных строк, число которых определяется принимаемой точностью. Некоторого эффекта можно достичь перекодировкой значений критериев. Так, неопределенное значение «*» можно кодировать вектором $\langle 0,5, 0,5 \rangle$. Нечеткое значение μ кодируем как $\langle \mu, 1,0 \rangle$. Четкое значение кодируем как вектор $\langle \mu, 0,0 \rangle$. Как интересную возможность отметим, что вектор $\langle \mu, \alpha \rangle$ можно трактовать следующим образом: «критерий имеет нечеткое значение μ со степенью уверенности α ». Так, табл. 3 с исходными данными перепишем как табл. 4.

Таблица 3

Неопределенные значения

x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1
1,0	*	0,1
0,6	0,4	0,7
0,6	0,8	0,2
*	0,3	0,7

Таблица 4

Неопределенные значения заменены векторами

x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1
1,0	1,0	0,5
0,6	1,0	0,5
0,6	1,0	0,4
0,6	1,0	0,8
0,5	0,5	0,3
0,5	1,0	0,7

Последний вариант удваивает число столбцов, но взамен дает дополнительные функциональные возможности. Развивая описываемый подход, можно ввести многозначные меры вместо нечетких оценок. В частности, закодируем нечеткие значения 0, 0,1, 0,2, ..., 0,9, 1,0 векторами $\langle 0, 0, 0, 0 \rangle$, $\langle 0, 0, 0, 1 \rangle$, $\langle 0, 0, 1, 0 \rangle$, ..., $\langle 1, 0, 1, 0 \rangle$, выделив для неопределенного значения «*», например, $\langle 1, 0, 1, 1 \rangle$. Теперь каждый двоичный разряд вектора соответствует отдельному столбцу поведенческой таблицы.

Идею, аналогичную рассмотренным выше, можно использовать при наличии противоречивых строк поведенческой таблицы. Приведем такую иллюстрацию:

x_1 (активность)	x_2 (однообразиие)	y_1
1,0	0,0	0,1
1,0	0,0	0,9

Здесь реакция y_1 для одних и тех же значений критериев различна. Теоретически обработать подобную ситуацию можно в том случае, если известны вероятности (или субъективные отношения предпочтения, определяемые экспертами). Тогда значение вероятности нужно выделить в качестве отдельного столбца, как мы делали с нечеткой мерой. Ясно, что для четких ситуаций значение вероятности равно 1,0.

Рассмотрим теперь оценку сложности вычислений при принятии решений. Вычислительная сложность изложенного метода достаточно низка, если не принимать во внимание решение задачи булевого программирования методом Э. Балаша. Действительно, дело сводится к отысканию корня единственного линейного уравнения. Что касается метода Балаша, то следует иметь в виду ограниченное число управляющих воздействий для многих практических задач рассматриваемого класса. Кроме того, можно ограничиться какой-либо эвристической процедурой. Так, задача (3) по форме близка к задаче упаковки в контейнер (в нашем случае число контейнеров равно 3). В ослабленном варианте получим классическую задачу об упаковке в контейнер, сложив все неравенства в (3):

$$0,6z_1 + 0,8z_2 + 0,7z_4 \rightarrow \max, \\ 2z_1 + 2z_2 + 2z_4 \leq 3. \quad (4)$$

Решение отыскивается так: в первую очередь включаем в решение ту переменную z_i , которая имеет максимальное значение отношения коэффициентов a_i / b_i , где a_i – коэффициент при z_i в целевой функции, b_i – коэффициент при этой же переменной в ограничении. В примере (4) выбираем переменную z_2 ($z_2 = 1$), после чего система переписывается следующим образом:

$$\begin{aligned} 0,6z_1 + 0,7z_4 &\rightarrow \max, \\ 2z_1 + 2z_4 &\leq 1. \end{aligned} \quad (5)$$

Система (5) имеет единственное решение $z_1 = 0, z_4 = 0$.

Решение задачи (5) об упаковке в контейнер [13] на основе эвристического подхода характеризуется вычислительной сложностью $O(n^2)$, где n – число переменных задачи оптимизации, определяемое одним-двумя десятками, так что решение можно искать полным перебором. Как следствие, общая эффективность предлагаемого подхода зависит не столько от размерности, сколько от качества информации в обучающих поведенческих таблицах.

Заключение. Вычислительная сложность изложенного метода, очевидно, полиномиальна, если не брать во внимание решение задачи булевого программирования методом Э. Балаша (проблематика вычислительной сложности описана в [14]). Отыскание корня линейного алгебраического уравнения требует линейных временных затрат. Что касается метода Балаша,

который, как известно, в общем случае обладает экспоненциальной временной сложностью, но ввиду ограниченного числа управляющих воздействий для многих практических задач рассматриваемого класса его реализация даже в случае полного перебора вариантов не отразится на оперативности принимаемых решений. Действительно, число управляющих переменных определяется одним-двумя десятками, так что решение можно искать полным перебором. Как следствие, общая эффективность изложенного подхода является достаточно высокой при создании системы мониторинга учебного процесса и зависит в первую очередь от принимаемых управляющих решений. Последнее обстоятельство определяется способом выбора и оценки системных критериев, устанавливаемых экспертами. В связи с высокими темпами цифровизации и интеллектуализации различных сфер деятельности, описанный в статье подход может быть использован в интерактивных обучающих системах уже в достаточно близкой перспективе [15, 16].

Литература

1. Гурин Н. И., Герман О. В., Герман Ю. О. Технология разработки компьютерных обучающих систем с функциями виртуального преподавателя // Труды БГТУ. 2011. № 6: Физ.-мат. науки и информатика. С. 146–150.
2. Герман Ю. О. Формализованная модель виртуального учителя // Труды БГТУ. Сер. 3, Физ.-мат. науки и информатика. 2017. № 1. С. 69–74.
3. German Ju. O. Decision making in contradictory knowledge base // Information technologies and systems (ITS 2013): materials of the International conference / BSUIR. Minsk, October 2013. P. 258–259.
4. Герман Ю. О., Гурин Н. И., Герман О. В. Задача коррекции поведения системы взаимодействующих автоматов // Труды БГТУ. 2012. № 6: Физ.-мат. науки и информатика. С. 161–165.
5. Хамби Э. Программирование таблиц решений. М.: Мир, 1976. 86 с.
6. Балаш Э. Аддитивный алгоритм для решения задач линейного программирования с переменными, принимающими значения 0 или 1 // Кибернетический сборник. Новая серия. 1969. Вып. 6. С. 217–258.
7. Мандель И. Д. Кластерный анализ. М.: Финансы и статистика, 1988. 176 с.
8. Rencher A. Methods of multivariate analyses // Willey&Sons. 2002. P. 727.
9. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. М.: Параграф, 1990. 160 с.
10. Демиденко Е. З. Линейная и нелинейная регрессия. М.: Финансы и статистика, 1981. 302 с.
11. Мышкис А. Д. Элементы теории математических моделей. М.: Наука, 1994. 192 с.
12. Боброва Н. Л., Герман О. В. Психофизиологические показатели организма человека в процессе физического, спортивного совершенствования в экстремальных условиях. Минск: Бестпринт, 2015. 122 с.
13. Martello S., Toth P. Knapsack problems. Algorithms and computer implementations // Willey&Sons. 1990. P. 306.
14. Calude C. Theories of computational complexity // Elsevier North-Holland. 1988. P. 488.
15. Chiong R. Intelligent systems for automated learning and adaptation // USA. IGI Global. 2010. P. 340.
16. Intelligent Learning Technologies: Applications of Artificial Intelligence to Contemporary and Emerging Educational Challenges / V. Chaudhry [et al.] // AI Magazine. 2013. Vol. 34. P. 10–12.

References

1. Gurin N. I., German O. V., German Yu. O. A technology of the computer learning programs development with virtual teacher functions. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2011, no. 6: Physics and Mathematics. Informatics, pp. 146–150 (In Russian).

2. German Yu. O. A formalized model of virtual teacher. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], series 3, Physics and Mathematics. Informatics, 2017, no. 1, pp. 69–74 (In Russian).
3. German Ju. O. Decision making in contradictory knowledge base. *Materials of the International conference "Information technologies and systems (ITS 2013)"*. Minsk, 2013, pp. 258–259.
4. German Yu. O., Gurin N. I., German O. V. A problem of the interacting automata behavior correction. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2012, no. 6: Physics and Mathematics. Informatics, pp. 161–165 (In Russian).
5. Khambi E. *Programmirovaniye tablits resheniy* [Solution tables programming]. Moscow, Mir Publ., 1976. 86 p.
6. Balash E. An additive algorithm to solve a linear programming problem with 0,1-variables. *Kiberneticheskiy sbornik. Novaya seriya* [Cybernetic collection], 1969, issue 6, pp. 217–258 (In Russian).
7. Mandel I. D. *Klasternyy analiz* [Cluster analysis]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1988. 176 p.
8. Rencher A. Methods of multivariate analyses. *Willey&Sons*, 2002, p. 727.
9. Gorban A. N. *Obucheniye neyronnykh setey* [Neural sets learning]. Moscow, Paragraf Publ., 1990. 160 p.
10. Demidenko E. Z. *Lineynaya i nelineynaya regressiya* [Linear and non-linear regression]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1981. 302 p.
11. Myshkis A. D. *Elementy teorii matematicheskikh modeley* [Elements of the theory of mathematical models]. Moscow, Nauka Publ., 1994. 192 p.
12. Bobrova N. L., German O. V. *Psikhofiziologicheskiye pokazateli organizma cheloveka v protsesse fizicheskogo, sportivnogo sovershenstvovaniya v ekstremal'nykh usloviyakh* [Psycho-physiological characteristics of a man in athletic development under extreme conditions]. Minsk, BestPrint Publ., 2015. 122 p.
13. Martello S., Toth P. Knapsack problems. Algorithms and computer implementations. *Willey&Sons*, 1990, p. 306.
14. Calude C. Theories of computational complexity. *Elsevier North-Holland*, 1988, p. 488.
15. Chiong R. Intelligent systems for automated learning and adaptation. *USA. IGI Global*, 2010, p. 340.
16. Chaudhry V., Chad Lane H., Gunning D., Roschelle J. Intelligent Learning Technologies: Applications of Artificial Intelligence to Contemporary and Emerging Educational Challenges. *AI Magazine*, 2013, vol. 34, pp. 10–12.

Информация об авторах

Герман Юлия Олеговна – кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры информационных систем и технологий. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: juliagerman@tut.by

Герман Олег Витольдович – кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем и технологий. Белорусский государственный технологический университет (220006, г. Минск, ул. Свердлова, 13а, Республика Беларусь). E-mail: ovgerman@tut.by

Богатко Иван Николаевич – аспирант. Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (220600, г. Минск, ул. П. Бровки, 6, Республика Беларусь). E-mail: inbogatko@gmail.com

Information about the authors

German Yuliya Olegovna – PhD (Engineering), Senior Lecturer, the Department of Information Systems and Technologies. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: juliagerman@tut.by

German Oleg Vitol'dovich – PhD (Engineering), Assistant Professor, the Department of Information Systems and Technologies. Belarusian State Technological University (13a, Sverdlova str., 220006, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: ovgerman@tut.by

Bogatko Ivan Nikolaevich – PhD student. Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (6, P. Brovki str., 220600, Minsk, Republic of Belarus). E-mail: inbogatko@gmail.com

Поступила 25.03.2019