

УДК 681.3.01(075):519.71

DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-106-111

Метод формирования имитационных данных по когнитивной модели объекта управления

Г.А. Фомин, Е.С. Фомина

Рассмотрены вопросы формирования и использования имитационных данных, получаемых по когнитивной модели объекта управления, заданной экспертами. Помимо когнитивной модели эксперты должны знать шкалы представления значений и диапазоны изменения значений факторов, используемых в качестве концептов в модели. Когнитивная модель задается экспертами на основе их знаний о процессах в объекте управления и представляется в виде ориентированного графа или когнитивной таблицы. Связи между факторами детализируются с точностью до направления, знака и силы связи. При формировании имитационных данных используется предположение о наличии латентных количественных факторов, порождающих качественные факторы. Приведены формулы, позволяющие на основании имеющихся исходных данных определять параметры линейных регрессионных зависимостей между факторами, на основе которых генерируются имитационные данные.

Сформированные имитационные данные могут использоваться для контроля качества когнитивной модели, а также при применении когнитивной модели и обучении студентов и экспертов построению и применению когнитивной модели с использованием данных наблюдений.

Ключевые слова: линейная регрессия, имитационные данные, дуальное шкалирование, корреляция, когнитивная модель.

Для цитирования: Фомин Г.А., Фомина Е.С. Метод формирования имитационных данных по когнитивной модели объекта управления // Вестник МЭИ. 2018. № 1. С. 106—111. DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-106-111.

A Method for Shaping Simulation Data from a Controlled Plant Cognitive Model

G.A. Fomin, Ye.S. Fomina

Matters concerned with shaping and using simulation data obtained from a controlled plant cognitive model specified by experts are considered. Apart from the cognitive model itself experts have to know the scales in which the values are presented and the variation ranges of the factors used as concepts in the model. The cognitive model is specified by experts on the basis of their knowledge about the processes in the controlled plant and is represented as an oriented graph or a cognitive table. Relations between the factors are detailed down to the relation's direction, sign and strength. Simulation data are shaped proceeding from the assumption that there are latent quantitative factors that give rise to qualitative factors. The article presents formulas that allow one to determine, based on the available input data, the parameters of linear regression dependences between the factors based on which the simulation data are generated.

The obtained simulation data can be used to control the cognitive model quality, as well as in using the cognitive model and in training students and experts to construct and apply the cognitive model with the use of observation data.

Key words: linear regression, simulation data, dual scaling, correlation, cognitive model.

For citation: Fomin G.A., Fomina Ye.S. A Method for Shaping Simulation Data from a Controlled Plant Cognitive Model. MPEI Vestnik. 2018;1:106—111. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2018-1-106-111.

Когнитивное моделирование объектов управления широко распространено в практике исследования и разработки систем управления. В рамках возрастающего интереса к созданию систем с искусственным интеллектом когнитивные модели (КМ) занимают особое место. Они имеют явную аналогию с субъективными представлениями об окружающем мире, на основе которых люди организуют свою деятельность. Перспектива этих моделей заключается в создаваемых системах поддержки принятия решений, в которых важной составной частью являются аналитические подсисте-

мы, обеспечивающие обоснование рекомендаций по принимаемым управленческим решениям. По классификации экспертного агентства Gartner [1] «аналитике присуща некая цепочка развития, первое звено которой составляют инструменты наглядного отображения, далее следуют средства диагностики и прогнозирования и замыкает цепочку высшее звено — предписывающая аналитика». Когнитивные модели предоставляют технологическую основу для предписывающей аналитики. Они позволяют получить ответы на два важных вопроса: «что, если?» (каковы возможные последствия

при тех или иных изменениях в объекте) и «как достичь?» (с помощью каких изменений в объекте можно достичь поставленных целей управления).

Когнитивные модели объектов управления создаются экспертами, на основе их представлений об этих объектах [2]. Формальное представление КМ может быть реализовано в виде ориентированного (когнитивного) графа или когнитивной таблицы, отражающих концепты — основные факторы, характеризующие процессы, протекающие в объекте, и связи между факторами, отражающие взаимосвязи этих процессов. Рассмотрим статические когнитивные модели, представляющие взаимосвязи факторов в установившихся состояниях объекта управления.

Значения факторов можно выразить с помощью разных шкал: количественной, порядковой или качественной (номинальной). Связи между факторами сопровождаются свойством, называемым «силой связи» и принимающим значения, задаваемые с использованием некоторой порядковой шкалы. Если в связи не участвуют номинальные факторы, то ей может быть приписан положительный или отрицательный знак, показывающий, что значения связанных факторов изменяются согласованно (одновременно увеличиваются или уменьшаются) или не согласованно (один увеличивается, а другой — уменьшается).

Строго говоря, КМ отражает не объект управления, а представления экспертов об этом объекте. Для того, чтобы сделать модель более объективной, в процессе ее построения могут использоваться данные наблюдений, сделанных на объекте. Эти же данные позволяют восполнить пробелы в знаниях экспертов о связях между факторами.

После создания КМ возникает вопрос об ее адекватности объекту управления. Существуют различные способы обоснования ответа, но все они дают всего лишь отдельные аргументы в пользу того или иного ответа. Предложен еще один способ, основанный на формировании имитационных данных с использованием КМ и их изучении экспертами. Он позволяет воспроизводить на модели некоторые ситуации, ранее имевшие место на моделируемом объекте, и сравнивать получающиеся на модели значения факторов с теми, которые реально получены в рассматриваемой ситуации.

Помимо проверки качества КМ имитационные данные можно применять для обучения студентов и экспертов методам построения модели по данным наблюдений. В различных публикациях часто приведены полученные КМ, но не показаны данные наблюдений, по которым они были построены. Имитационные данные позволяют восполнить недостающую информацию и обеспечить более широкий спектр предметных областей, в которых можно готовить специалистов по моделированию объектов управления.

Задача формирования имитационных наблюдений

Для решения задачи эксперт должен иметь:

- когнитивную модель с факторами X_1, X_2, \dots, X_k и связями, причем считается, что силы связей $r(X_i, X_j)$ представлены в виде чисел в диапазоне значений от -1 до $+1$;

- диапазоны возможных значений факторов X_i : числовых — в виде границ интервалов $X_{i\min}, X_{i\max}$, порядковых и номинальных — в виде некоторого числа m_i значений $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{imi}$, задаваемых вербально или в виде кодов и сопровождаемых совокупностью чисел $P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{imi}$ ($P_{i1} + P_{i2} + \dots + P_{imi} = 1$) — частотами появления соответствующих значений.

Требование знания диапазонов возможных значений факторов не является обременительным, поскольку предполагается, что эксперты хорошо знают объект и характеризующие его факторы.

Дополнительно подразумевается, что основу порядковых и номинальных факторов составляют некоторые латентные количественные факторы с диапазоном возможных значений от 0 до 1. Это предположение часто вызывает большие возражения у экспертов (см. проблему так называемого «дуального шкалирования» [3]). В настоящей задаче не требуется действительного существования таких факторов в объекте, а, скорее, это может считаться некоторым удобным техническим приемом. Кроме того, изменчивость факторов может быть интерпретирована как их случайный характер и ее можно описать нормальным распределением с симметричным цензурированием, область существования которого ограничена диапазоном возможных значений факторов, а математическое ожидание совпадает с центром этого диапазона.

С использованием этих данных и предположений следует создать совокупность из некоторого заданного числа N наблюдений, которая должна быть представлена в виде прямоугольной таблицы с k столбцами, соответствующими факторам в составе КМ, и N строками, соответствующими наблюдениям, в которых получают согласованные значения факторов в порядке их индексирования: $\{X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{kj}\}, j = 1, 2, \dots, N$. Имитационные данные должны представлять заданные экспертом в КМ связи между факторами.

Решение задачи

На первом шаге с учетом введенного выше предположения происходит преобразование КМ в модель со всеми количественными факторами.

Затем выполняется анализ КМ с целью выявления в ней возможных контуров — замкнутых однонаправленных цепочек межфакторных связей [2]. Наличие таких контуров приводит к появлению динамических процессов в КМ и, соответственно, к необходимости исследования устойчивости и вопросов сходимости в процессе расчетов. Для упрощения задачи на этом

этапе осуществляется размыкание контуров. При этом контуры выявляются алгоритмически достаточно просто. Можно предположить, что проблема размыкания контура, то есть обнуление некоторых сил связей, имеет оптимальное решение. Данная проблема достойна отдельного исследования. Предположим, что размыкание осуществляется либо по указанию экспертов, либо простым выбором и разрывом связи с самой малой по абсолютной величине силой. После этого получается КМ с количественными факторами и не содержащая контуры.

На следующем шаге все факторы делятся на начальные, конечные и транзитивные. К начальным относятся те, на которые не влияют другие факторы в составе КМ, однако, они влияют на другие факторы. В табличном представлении КМ им соответствуют незаполненные столбцы таблицы. К конечным факторам относятся те, которые не оказывают влияния на другие факторы, однако на них влияют факторы из состава КМ. Все остальные факторы относятся к транзитивным: на них оказывают влияние некоторые факторы из КМ, а они оказывают влияние на другие факторы.

Все связи в КМ рассматриваются поочередно. Так, рассматриваемая на шаге q связь S_q представляет собой описание влияния некоторого подмножества k_q факторов $X_{q1}, X_{q2}, \dots, X_{qk_q}$ на фактор X_{qv} . Силы влияния отдельных факторов известны из КМ и обозначены как $r(X_{qi}, X_{qv}), i = 1, 2, \dots, k_q$. Представим зависимость между влияющими и зависимым факторами в виде линейного регрессионного уравнения

$$X_{qv} = \beta_{q0} + \beta_q \mathbf{X}_q^T + e_q,$$

где $\beta_{q0}, \beta_q = (\beta_{q1}, \beta_{q2}, \dots, \beta_{qk_q})$ — параметры регрессии; $\mathbf{X}_q = (X_{q1}, X_{q2}, \dots, X_{qk_q})$ — вектор факторов; e_q — регрессионная ошибка с нулевым математическим ожиданием и дисперсией σ_{eq}^2 .

Данная зависимость позволяет по значениям влияющих факторов сформировать значение зависимого фактора. Для этого необходимо определить параметры зависимости: $\beta_{q0}, \beta_q, \sigma_{eq}^2$.

Стандартизация факторов, участвующих в зависимости, позволяет избавиться от свободного члена регрессии и за счет этого снизить нагрузку на эксперта, участвующего в данной процедуре. При этом из значений факторов вычитаются их средние и результат делится на стандартные отклонения. На каждом шаге процедуры имеются имитационные наблюдения входных факторов и оценки их статистических характеристик определяются обычным способом. Наблюдения зависимого фактора отсутствуют и, потому, в качестве среднего значения берется середина интервала возможных значений, а в качестве стандартного отклонения — оценка этой величины в виде заданной доли d от разности наибольшего и наименьшего возможных значений в диапазоне значений фактора. Разность может рассматриваться как выборочный размах случайной

величины при больших выборках и тогда в качестве значения d в соответствии с известными таблицами связи математического ожидания размаха и стандартного отклонения [4] можно взять значение 6,5. Такая подмена справедлива при достаточно больших объемах имитационных наблюдений.

После стандартизации значений факторов регрессионное уравнение имеет вид

$$X_{qvc} = \beta_{qc} \mathbf{X}_{qc}^T + e_{qc}.$$

Оценки регрессионных параметров вычисляются методом наименьших квадратов

$$\mathbf{b}_{qc} = \alpha \mathbf{r}_q R_{Xq}^{-1},$$

где \mathbf{b}_{qc} — вектор оценок регрессионных параметров для стандартизованной зависимости; α — подгоночный коэффициент; R_{Xq} — корреляционная матрица для влияющих факторов; $\mathbf{r}_q = (r(X_{q1}, X_{qv}), r(X_{q2}, X_{qv}), \dots, r(X_{qk_q}, X_{qv}))$ — вектор сил связей между влияющими и зависимым факторами.

В регрессионном анализе на месте \mathbf{r}_q должен находиться вектор корреляций между зависимым и влияющими факторами. Сделанная подмена основана на обычном использовании коэффициента корреляции Пирсона в качестве меры силы связи между двумя случайными количественными факторами. Одновременно учитывается, что стандартизация факторов не меняет значений их корреляций.

Корреляционная матрица для влияющих факторов R_{Xq} может быть определена одним из трех способов:

- рассчитываются оценки межфакторных корреляций по значениям влияющих факторов, например по имеющимся в распоряжении экспертов реальным наблюдениям на объекте или по имитационным наблюдениям, созданным при рассмотрении предыдущих связей;

- задаются, исходя из знаний эксперта об объекте;
- начальные факторы часто считаются некоррелированными и для них соответствующая часть корреляционной матрицы является диагональной.

После расчета оценок параметров вычисляется оценка дисперсии регрессионной ошибки

$$s_{ec}^2 = 1 - \alpha^2 \mathbf{r}_q R_{Xq}^{-1} \mathbf{r}_q^T.$$

Подгоночный коэффициент α принимает значения из диапазона $0 < \alpha \leq 1$ с начальным значением 1. Он имеет следующее назначение: поскольку вектор \mathbf{r}_q задается экспертами, может оказаться, что оценка дисперсии s_{ec}^2 будет отрицательной. Так получается при завышенных экспертных оценках сил связей, поэтому делается попытка обеспечить положительное значение этой величины путем уменьшения коэффициента α , например на 1 %. Смысл этой операции состоит в согласованном пропорциональном уменьшении абсолютных величин экспертных оценок сил связей между влияющими и зависимым факторами. После этого по-

вторяется расчет оценок регрессионных параметров и оценки дисперсии s_{ec}^2 . Попытки повторяются до тех пор, пока не будет получено положительное значение оценки дисперсии.

Процесс обработки отдельной связи завершается формированием N значений зависимого фактора с использованием формулы

$$X_{qvj} = \frac{[b_{qc} \mathbf{X}_{qcj}^T + e_{qcj} + 0,5(X_{qv\max} + X_{qv\min})]d}{(X_{qv\max} - X_{qv\min})},$$

где e_{qcj} — случайная реализация нормально распределенной регрессионной ошибки с нулевым математическим ожиданием и дисперсией s_{ec}^2 .

Если полученное значение X_{qvj} выходит за границы диапазона значений соответствующего фактора, то просто выбирается следующая реализация ошибки e_{qcj} и так до тех пор, пока не будет обеспечена принадлежность к заданному диапазону.

Большое значение имеет порядок обработки связей в когнитивной модели. Этот процесс начинается с формирования N наблюдений начальных факторов $X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{nk_n}$, где k_n — число начальных факторов. Поскольку в соответствии с КМ другие факторы (по предположению экспертов) не оказывают на них влияния, то значения этих факторов в имитационных наблюдениях задаются по формуле

$$X_{nij} = 0,5(X_{ni\max} + X_{ni\min}) + e_{nij}, j = 1, 2, \dots, N,$$

где e_{nij} — реализация случайной, нормально распределенной величины с нулевым математическим ожиданием и стандартным отклонением

$$s_{ni} = (X_{ni\max} - X_{ni\min}) / d.$$

Как и раньше, проверяется принадлежность полученного значения X_{nij} к требуемому диапазону и при необходимости пробуются следующая реализация e_{nij} .

Последующий процесс можно представить в виде последовательного прохождения волн (фронтов), про-

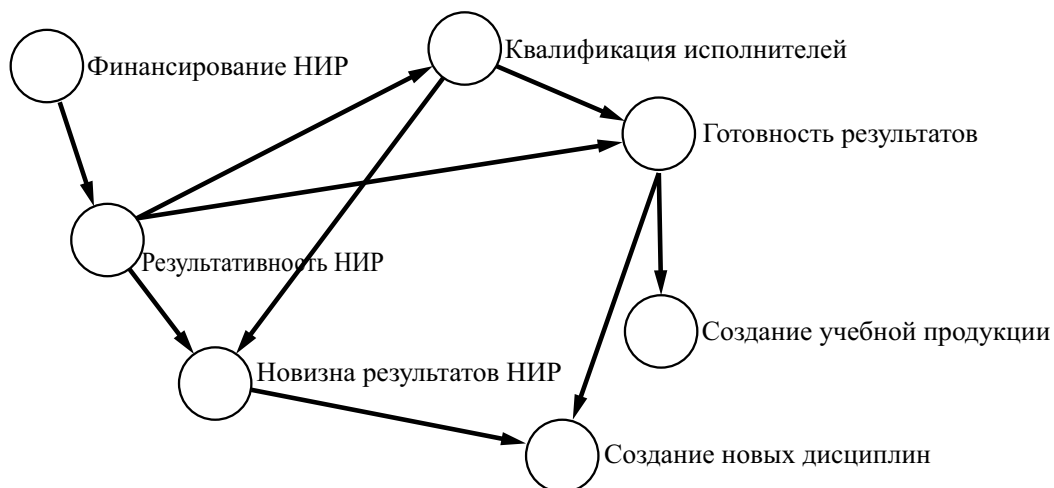
ходящих через КМ. Первый фронт составляют связи, в которых зависимые факторы связаны только с начальными факторами. Они поочередно обрабатываются по описанной процедуре с добавлением сформированных имитационных наблюдений значений этих факторов к значениям начальных факторов.

Во второй фронт включаются связи, в которых в качестве влияющих используются начальные факторы и факторы из первого фронта. Аналогично обработке первого фронта поочередно формируются наблюдения зависимых факторов. Процесс анализа фронтов продолжается до тех пор, пока не будут сформированы наблюдения всех конечных факторов. После этого в распоряжение экспертов поступает полная матрица наблюдений всех факторов КМ в количественных шкалах. Если в КМ имеются порядковые и номинальные факторы, то потребуются еще дополнительный процесс преобразования шкал нечисловых факторов. Их значения сформированы в диапазоне от 0 до 1. Этот диапазон разбивается на интервалы I_{pi} , $p = 1, 2, \dots$, длиной в P_{pi} . Каждый интервал ассоциируется с одним из возможных значений порядкового или номинального факторов. По сформированным ранее числовым значениям этих факторов в наблюдениях определяются интервалы, к которым они принадлежат, и затем они заменяются в наблюдениях ассоциированными нечисловыми значениями.

Вспомним о разорванных связях в контурах, выявленных в КМ. Их восстановление приводит к появлению новых или к изменению состава некоторых уже рассмотренных связей. Это потребует повторной обработки связей по рассмотренной процедуре, но без формирования новых наблюдений факторов.

Пример формирования имитационных данных

Задана когнитивная модель, представляющая связь научно-исследовательских работ (НИР), проводимых в вузах, с учебным процессом. Модель представлена в виде табл. 1 и графа, изображенного на рисунке. Для



Граф когнитивной модели

Таблица 1

Табличное представление когнитивной модели

	Факторы	Шкала	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
X_1	Финансирование НИР	количественная		0,4					
X_2	Результаты НИР	количественная			0,6	0,4	0,3		
X_3	Квалификация исполнителей	порядковая				0,7	0,3		
X_4	Готовность результатов	номинальная						0,5	0,5
X_5	Новизна результатов НИР	порядковая							0,3
X_6	Учебная продукция	номинальная							
X_7	Новые дисциплины	номинальная							

упрощения задачи модель несколько упрощена и не содержит контуров.

Рассматриваемая КМ представляет связи семи факторов. В данном случае не рассматриваются вопросы адекватности этой модели и представительности содержащихся в ней факторов. Как следует из табл. 1, два фактора представлены с помощью количественной, два — с помощью порядковой и три — с помощью номинальной шкал. Характеристики факторов приведены в табл. 2. Число имитационных наблюдений равно 1000.

Используя исходные данные и предложенный метод, на первом этапе были сформированы имитационные данные со всеми факторами, представленными в количественных шкалах. Значения факторов рассчитывались в виде фронтов в следующей последовательности: $X_1 - X_2 - X_3 - (X_4, X_5) - (X_6, X_7)$.

Для контроля по сформированным данным была рассчитана корреляционная матрица, в которой корреляции для связей, представленных в КМ, с точностью до третьего знака совпали с заданными силами связей.

На втором этапе выполнено преобразование шкал нечисловых факторов. В результате получена совокупность имитационных наблюдений, являющаяся целью решения задачи. Имитационные данные использовались как обычные наблюдения при построении когнитивной модели [5]. Расчеты проводились с применением ранее созданного комплекса программ поддержки построения КМ [6]. Результаты расчетов показаны в табл. 3.

Имитационные данные использовались как обычные наблюдения при построении когнитивной модели [5]. Расчеты проводились с применением ранее созданного комплекса программ поддержки построения КМ [6]. Результаты расчетов показаны в табл. 3.

Таблица 3

Оценки сил связей в когнитивной модели на втором этапе

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
X_1		0,3					
X_2			0,6	0,5	0,3		
X_3				0,7	0,3		
X_4						0,8	0,8
X_5							0,4
X_6							
X_7							

Следует заметить, что некоторые отличия в значениях оценок сил связей по сравнению с данными табл. 2 проявились в связях с участием номинальных факторов. Это можно объяснить тем, что для оценки таких сил используются меры, отличающиеся от корреляционных. Как указано в [7], это приводит к несколько иной интерпретации сил и, вообще говоря, сопоставление оценок, полученных с помощью разных мер, требует определенной осторожности. Тем не менее, следует признать, что полученные оценки достаточно хорошо соответствуют заданным в исходной когнитивной модели.

Таким образом, разработанный метод позволяет получать имитационные данные, которые (при условии адекватности когнитивной модели) достаточно подобны наблюдениям на реальном объекте управления. Их можно использовать для оценки качества модели и в

Таблица 2

Характеристики факторов в когнитивной модели

	Факторы	X_{\min}	X_{\max}	m
X_1	Финансирование НИР	3000	700 000	—
X_2	Результаты НИР	100	600	—
X_3	Квалификация исполнителей	—	—	5
X_4	Готовность результатов	—	—	4
X_5	Новизна результатов НИР	—	—	5
X_6	Учебная продукция	—	—	4
X_7	Новые дисциплины	—	—	3

Объемы НИР заданы в тысячах рублей. Результаты НИР — некоторая обобщенная характеристика результативности. Квалификация исполнителей — высокая, зависит от документов подтверждающих квалификацию в коллективе исполнителей НИР. Готовность результатов к практическому использованию — создан опытный образец продукции. Новизна результатов НИР — средняя (отсутствуют документы, подтверждающие приоритетность полученных результатов). Учебная продукция — создание оборудования для учебных лабораторий. Новые дисциплины — результаты используются в преподавании существующих дисциплин учебного плана.

качестве обычных данных наблюдений, а также при поиске по модели ответов на вопросы «что, если?» и «как достичь?». Кроме того, имитационные данные могут найти применение при подготовке специалистов по моделированию объектов управления и при тестировании программного обеспечения для анализа данных.

Литература

1. **Анадиотис Дж.** Путь от данных к аналитике и ИИ: от наглядного отображения к прогнозам // PC Week 2016. № 21 (920) [Электрон. ресурс] <https://www.pcweek.ru/ai/article/detail.php?ID=190406> ¶m=mail (дата обращения 25.04.2017)

2. **Трахтенгерц Э.А.** Компьютерная поддержка принятия решений. М.: СИНТЕГ, 1998.

3. **Nishisato Shizuhiko.** Elements of Dual Scaling: an Introduction to Practical Data Analysis — Lawrence Erlbaum Associates. Hillsdale (N.J.), 1994.

4. **Большев Л.Н., Смирнов Н.В.** Таблицы математической статистики. М.: Наука, 1983.

5. **Полотнов М.М., Фомин Г.А.** Методы построения и использования когнитивных моделей объектов принятия решений. М.: Изд-во МЭИ, 2015.

6. **Фомин Г.А., Полотнов М.М.** Средства обучения построению и применению моделей сложных объектов управления // Информатизация инженерного образования: Труды Междунар. науч.-практ. конф. М.: Изд. дом МЭИ, 2016. С. 234 — 237.

7. **Айвазян С.А., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д.** Прикладная статистика: исследование зависимостей. М.: Финансы и статистика, 1985.

References

1. **Anadiotis Dzh.** Put' ot Danykh k Analitike i II: ot Naglyadnogo Otobrazheniya k Prognozam. PC Week 2016;21 (920) [Elektron. Resurs] <https://www.pcweek.ru/ai/article/detail.php?ID=190406> ¶m=mail (Data Obrashcheniya 25.04.2017) (in Russian).

2. **Trakhtengerts E.A.** Komp'yuternaya Podderzhka Prinyatiya Resheniy. M.: SINTEG, 1998. (in Russian).

3. **Nishisato Shizuhiko.** Elements of Dual Scaling: an Introduction to Practical Data Analysis — Lawrence Erlbaum Associates. Hillsdale (N.J.), 1994.

4. **Bol'shev L.N., Smirnov N.V.** Tablitsy Matematicheskoy Statistiki. M.: Nauka, 1983. (in Russian).

5. **Polotnov M.M., Fomin G.A.** Metody Postroeniya i Ispol'zovaniya Kognitivnykh Modeley Ob'ektov Prinyatiya Resheniy. M.: Izd-vo MPEI, 2015. (in Russian).

6. **Fomin G.A., Polotnov M.M.** Sredstva Obucheniya Postroeniya i Primeneniya Modeley Slozhnykh Ob'ektov Upravleniya. Informatizatsiya Inzhenernogo Obrazovaniya: Trudy Mezhdunar. Nauch.-prakt. Konf. M.: Izd. dom MPEI, 2016:234 — 237. (in Russian).

7. **Ayvazyan S.A., Enyukov I.S., Meshalkin L.D.** Prikladnaya Statistika: Issledovanie Zavisimostey. M.: Finansy i Statistika, 1985. (in Russian).

Сведения об авторах

Фомин Геннадий Александрович — кандидат технических наук, профессор кафедры управления и информатики НИУ «МЭИ», e-mail: FominGA@mpei.ru

Фомина Евгения Сергеевна — старший научный сотрудник кафедры управления и информатики НИУ «МЭИ»

Information about authors

Fomin Gennadiy A. — Ph.D. (Techn.), Professor of Control and Informatics Dept., NRU MPEI, e-mail: FominGA@mpei.ru

Fomina Evgeniya S. — Senior Researcher of Control and Informatics Dept., NRU MPEI

Статья поступила в редакцию 26.01.2017