

Раздел II. Искусственный интеллект и нечеткие системы

УДК 681.3

DOI 10.23683/2311-3103-2018-4-90-98

Ю.О. Чернышев, Н.Н. Венцов, И.С. Пшеничный

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИИ TRANSFER LEARNING ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ФОРМИРОВАНИЯ СТАРТОВЫХ ПОПУЛЯЦИЙ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ ТРАНСПОРТНОГО ТИПА*

Представлен способ формирования новых термов, описывающих нечеткие решения оптимизационных задач транспортного типа. Отличительной чертой предложенного способа является использование технологии Transfer Learning и параметрического подхода к построению функций принадлежности. Технология Transfer Learning позволяет переносить данные между контекстно связанными задачами. Решаемая в данный момент времени контекстно связанная задача является целевой, её особенностью является наличие неопределенностей, обусловленных неполным или противоречивым, описанием моделируемой предметной области. Под исходной понимается задача с большим количеством, по сравнению с целевой, известных (формализованных) составляющих таких, как целевая функция, система ограничений, входные данные и т.д. Подразумевается, что фрагменты исходной и целевой задачи находятся в некоторой контекстной взаимосвязи. Математические модели современных оптимизационных задач содержат как четкие, так и нечеткие составляющие, поэтому актуальной становится проблема переноса нечетких параметров. Существенным недостатком технологии Transfer Learning является использование однотипных преобразований при переносе данных исходной задачи в целевую. Использование параметрического подхода позволяет адаптировать перенесенные в промежуточное решение целевой задачи данные. Адаптация заключается в организации движения особой стартовой популяции в нечетком пространстве поиска. Особенность данного движения – возможность использования заимствованных, при помощи технологии Transfer Learning результатов, не только в качестве аргументов функции, при помощи которой определяется направление движения, но и для определения коэффициентов перехода, задающих особенности функций определения траекторий движения. Стратегию адаптации можно задать при помощи известных интеллектуальных подходов, например, алгоритмов случайного поиска. Чем в более сильной контекстной взаимосвязанности находятся целевая и решаемая задача, тем, как правило, более эффективным становится использование предложенного подхода.

Нечеткие системы; перенос знаний; адаптация; интеллектуальные методы; контекст.

Yu.O. Chernyshev, N.N. Ventsov, I.S. Pshenichniy

USE OF TECHNOLOGY TRANSFER LEARNING FOR INTELLECTUAL FORMATION OF STARTING POPULATIONS FOR SOLUTION OF TASKS OF TRANSPORT TYPE

The paper presents a method of forming new terms describing fuzzy solutions of optimization problems of transport type. A distinctive feature of the proposed method is the use of Transfer Learning technology and a parametric approach to the construction of membership functions.

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 18-01-00314).

The technology Transfer Learning allows you to transfer data between context-related tasks. The context-related task that is being solved at a given time is the target, its peculiarity is the presence of uncertainties due to incomplete or contradictory description of the modeled domain. The initial one is understood to mean a problem with a large number, in comparison with the target, of known (formalized) components such as objective function, constraint system, input data, etc. It is understood that the fragments of the source and target tasks are in some contextual relationship. Mathematical models of modern optimization problems contain both clear and fuzzy components, so the problem of transferring fuzzy parameters becomes topical. A significant drawback of the technology Transfer Learning is the use of the same type of transformation when transferring the data of the original task to the target. Using the parametric approach allows you to adapt the data transferred to the intermediate solution of the target task. Adaptation consists in organizing the movement of the individuals of the starting population in the fuzzy search space. The peculiarity of this movement is the possibility of using the results, borrowed with the Transfer Learning technology, not only as arguments of the function by which the direction of motion is determined, but also for determining the transition coefficients specifying the features of the motion path determination functions. The adaptation strategy can be defined using known intellectual approaches, for example, random search algorithms. The stronger the contextual interconnectedness is the target and solved problem, the more effective the use of the proposed approach becomes.

Fuzzy systems; transfer of knowledge; adaptation; intellectual methods; context.

Введение. Динамика современных технических систем обуславливает непрерывное изменение условий оптимизационных задач, описывающих как отдельные сегменты пространства поиска, так и предметные области в целом. Экспоненциальный рост массивов обрабатываемых данных во многих случаях косвенно снижает степень оригинальности решаемых задач, так как есть некоторая вероятность того, что фрагмент текущей задачи уже был исследован кем либо ранее. На практике это означает, что некоторые оптимизационные задачи или их фрагменты в одних и тех же постановках многократно решаются «с чистого листа». Очередной процесс решения каждой такой задачи (её фрагмента), например, при помощи генетического алгоритма, требует выполнения определенных действий: разработки процедур кодирования и декодирования решений, формирования стартовой популяции, определения правил модификации закодированных решений, разработки архитектуры генетического поиска, выбора критерия останова и т.д. Таким образом, вычислительные ресурсы могут многократно выделяться для поиска решений схожих задач.

Возможна обратная ситуация – перед решением актуальной задачи решаются её локализованные, например, с точки зрения упрощения методов формализации предметной области или ограничения пространства поиска, фрагменты. Например, спасательные службы на учениях или соревнованиях отрабатывают навыки решения фрагментов актуальных проблем в заранее определенных условиях. Искусственное генерирование проблемы «в целом» может быть технически сложно или финансово не рентабельно. Полученные таким образом наработки целесообразно, как можно более эффективно интегрировать в повседневную практическую деятельность.

В первом случае, актуальной становится проблема поиска решенных ранее задач, имеющих с текущей общие фрагменты, с последующим формированием стратегии поиска на основе решенных ранее задач.

Во втором случае, целесообразно протоколировать параметры задач, процессы их решения и полученные результаты.

На прикладном уровне формализации движения данных, с точки зрения функциональной модели, используются такие термины, как: «документ», «отдел», «функция», «интерфейсы» [1]. Еще одним способом моделирования документооборота является матричный подход, основанный на использовании совокупности матриц, характеризующих параметры информационного обмена. [2, 3]. В качестве

основы математических моделей документооборота можно считать транспортной задачей. В условиях интенсивных изменений разнородных оптимизируемых параметров, присущих современным техническим системам, актуальной становится разработка новых подходов к решению задач транспортного типа в условиях неопределенности. Предпринято множество попыток эффективно решить данную задачу, поэтому она и в настоящее время является актуальной с практической и интересной с теоретической точек зрения. Перспективным представляется применение для её решения методов моделирования процессов, протекающих в живой природе [4–7].

Постановка задачи. В классической постановке статическая транспортная задача формулируется следующим образом: имеется n источников ресурсов и m потребителей. Для каждого источника i задан объем производства (A) ресурса $a[i]>0$, а для каждого потребителя j – объем потребления (B) $b[j]>0$. Стоимость передачи условной единицы ресурса между i -м источником и j -м потребителем равна $c[i,j]$. Таблица издержек $C[A,B]$ задана. Необходимо стремиться к тому, чтобы суммарная стоимость издержек была минимальной [4]. Интенсивность и непредсказуемость современных бизнес-процессов на практике приводит к быстрым изменениям не только стоимости издержек, но и структуры отправителей и потребителей транспортируемых ресурсов. Суммарный эффект от изменения большого количества параметров не позволяет рассматривать решение модифицированной задачи X^{new} как сумму полученного ранее решения данной задачи X^{old} и некоторого очевидного, легко вычисляемого, приращения ΔX .

В случае закрытой задачи, справедливо равенство:

$$\sum_{i=1}^n a[i] = \sum_{j=1}^m b[j]. \quad (1)$$

На практике, как правило, приходится решать нелинейную транспортную задачу [4]:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{i,j}(x_{i,j}) \rightarrow \min, \quad (2)$$

где $c_{i,j}(x_{i,j})$ – затраты на передачу $x_{i,j}$ единиц ресурса от источника i к потребителю j .

При такой постановке решение статической задачи представляет собой массив $n \times m$, т.е.

$$X = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,m} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,m} \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Каждая матрица решений X должна удовлетворять ограничениям:

$$\sum_{i=1}^n x_{i,j} = b_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (4)$$

$$\sum_{j=1}^m x_{i,j} = a_i, \quad i = \overline{1, n}, \quad (5)$$

где $x_{i,j} \geq 0$.

Усложнение анализируемых процессов, а также моделирующих данные процессы систем поддержки принятия решений, способствует не только росту неопределенности в оценках текущей ситуации, но и затруднению практических реализаций принятых решений. Неопределенности в оценках могут возникать из за отсутствия полной информации о межсегментных связях моделируемого объекта, внешнем окружении объекта и т.д. При практической реализации решения, зачас-

тую возникают непредвиденные проблемы, связанные с перегрузкой сетевого оборудования, отклонением фактических характеристик оборудования от расчётных и т.д. В качестве аппарата для моделирования человеческих рассуждений и объяснения приёмов принятия решений в настоящее время активно используются методы нечёткой логики [8-11]. Неоднозначность и противоречивость, свойственная современным организационно-техническим системам обостряет необходимость активного использования нечетких и адаптивных подходов при решении задач транспортного типа. Следовательно, формулы (1)-(5) классической модели транспортной задачи необходимо расширять нечеткими составляющими.

Если необходимо трактовать функцию $c_{i,j}(x_{i,j})$ как динамическую, тогда целевая функция примет вид транспортной задачи [12]:

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m c_{i,j}(t, x_{i,j}) \rightarrow \min. \quad (6)$$

Массив решений X также примет вид матрицы функций:

$$X(t) = \begin{pmatrix} x_{1,1}(t) & x_{1,2}(t) & \dots & x_{1,m}(t) \\ x_{2,1}(t) & x_{2,2}(t) & \dots & x_{2,m}(t) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1}(t) & x_{n,2}(t) & \dots & x_{n,m}(t) \end{pmatrix}. \quad (7)$$

Практический смысл матрицы (7) может заключаться в скорости передачи ресурса от i -го отправителя j -му получателю. В статической постановке матрицу X можно трактовать как матрицу неизменяющихся во времени скоростей V .

$$V = \begin{pmatrix} v_{1,1} & v_{1,2} & \dots & v_{1,m} \\ v_{2,1} & v_{2,2} & \dots & v_{2,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_{n,1} & v_{n,2} & \dots & v_{n,m} \end{pmatrix}. \quad (8)$$

Если допускается задание приблизительных значений скоростей передачи ресурсов, то матрица V примет вид:

$$\tilde{V}(x) = \begin{pmatrix} \tilde{v}_{1,1}(x) & \tilde{v}_{1,2}(x) & \dots & \tilde{v}_{1,m}(x) \\ \tilde{v}_{2,1}(x) & \tilde{v}_{2,2}(x) & \dots & \tilde{v}_{2,m}(x) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{v}_{n,1}(x) & \tilde{v}_{n,2}(x) & \dots & \tilde{v}_{n,m}(x) \end{pmatrix}, \quad (9)$$

где нечеткое число $\tilde{v}(x)$ может быть выражено как [13]:

$$\tilde{v}(x) = \int \mu_{\tilde{v}}(x)/x, \quad (10)$$

где $\mu_{\tilde{v}}(x) \in [0,1]$ – степень принадлежности $x \in R$ множеству $\tilde{v}(x)$; \int – объединение по всем $x \in R$; $\mu_{\tilde{v}}(x)/x$ означает, что степень принадлежности x множеству $\tilde{v}(x)$ равна $\mu_{\tilde{v}}(x)$.

Функция принадлежности к нечеткому числу имеет две границы: верхнюю и нижнюю, по этой причине нормальное выпуклое нечеткое число можно записать в виде [13]:

$$\tilde{v}(x) = \int_a^v \mu_{a_{\tilde{v}}}(x)/x + \int_v^b \mu_{b_{\tilde{v}}}(x)/x, \quad (11)$$

где a, b – нижняя и верхняя границы функции принадлежности, $\mu_{a_{\tilde{v}}}(x)$ функция принадлежности на участке $[a;v]$, $\mu_{b_{\tilde{v}}}(x)$ - функция принадлежности на участке $[v;b]$.

Элемент $\tilde{v}_{i,j}(x)$ матрицы (9) является функцией, определяющей приближительную и одновременно рекомендуемую скорость передачи ресурса. Функция $\tilde{v}_{i,j}(x)$ будет равна единице при $x=v$, в других случаях функция будет принимать значения из промежутка $[0,1)$, т.е. при $x \neq v$ справедливо $0 \leq \tilde{v}_{i,j}(x) < 1$.

Практическое управление техническими системами в условиях быстро изменяющейся обстановки, как правило, характеризуется недостатком информации как о внутренних процессах, так и о внешних факторах. Поэтому построение модели объекта/процесса на основе недостаточного количества информации обуславливается высокой степенью неопределенности [14]. Отсутствие необходимой для решения текущей проблемы информации можно частично компенсировать переносом знаний из рассмотренных ранее задач.

Например, если известно, что справедливы выражения:

$$a^{new}[i] \approx a^{old}[i]; \quad (12)$$

$$c_{i,j}^{new}(x_{i,j}) \approx c_{i,j}^{old}(x_{i,j}), \quad (13)$$

где $c_{i,j}^{new}(x_{i,j})$ и $a^{new}[i]$ параметры решаемой в данный момент оптимизационной задачи, а $a^{old}[i]$ и $c_{i,j}^{old}(x_{i,j})$ – решенной ранее задачи, то можно предположить, что множество начальных решений рассматриваемой задачи $X[0]^{new}$, целесообразно формировать с учетом множества имеющихся решений X^{old} . Для этого необходимо перенести информацию из X^{old} в формируемую особь стартовой популяции, с последующей адаптацией формируемого решения под условия текущей задачи.

Математические модели современных оптимизационных задач содержат как четкие, так и нечеткие составляющие, поэтому актуальной становится проблема переноса нечетких параметров [15–18].

Предлагаемый подход. В работе [15] переобучение (Transfer Learning – TL) и нечеткая логика (Fuzzy Logic - FL) объединяются в концепцию нечеткого переобучения (Fuzzy Transfer Learning - FuzzyTL) для решения проблемы обучающих задач, у которых изначально нет точного контекстного знания. Благодаря использованию метода, основанного на FL-обучении, неопределенность, которая проявляется в динамических средах, может быть определенным образом описана или оценена. При применении TL-подхода, объединяются определенные данные от контекстуально связанной исходной задачи и минимальные неопределенные данные от целевой задачи. При таком подходе перенос знаний возможен только при известных границах областей определений как исходной (решенной ранее), так и целевой (решаемой в данный момент) задачи. Кроме того, модификация функций принадлежности переменных осуществляется пропорционально изменению расстояний между границами областей определения. Это позволяет осуществлять только однотипные преобразования. По этой причине актуальной становится проблема адаптации знаний, перенесенных из контекстно связанной задачи [15, 19].

В нечетком гетерогенном пространстве поиска, кроме прочего, целесообразно оценивать текущее решение с учетом неопределенностей, свойственных контексту решаемой задачи. Согласно Д.А. Поспелову, известной интерпретацией показателя нечеткости является оценка внутренней неопределенности, двусмысленности, вызванная неполной принадлежностью объекта к множествам. Еще одной интерпретацией является мера отличия нечеткого множества от обычного [20]. Таким образом, оценка решения должна осуществляться не только с точки зрения оптимальности, но и с точки зрения нечеткости контекста решаемой задачи. Другими словами, получение более предпочтительного решения, с точки зрения значения целевой функции, должно быть обосновано с точки зрения соответствия нечеткостей нового решения и контекста решаемой задачи.

Несмотря на развитость современных интеллектуальных систем, человека по-прежнему нельзя исключать из систем поддержки принятия решений [21]. Поэтому, одной из задач искусственного интеллекта является формирование рекомендаций, проанализировав которые пользователь может [22]:

- ◆ принять и санкционировать их выполнение;

- ◆ откорректировать, а затем санкционировать выполнение;
- ◆ игнорировать.

В данном контексте понятие «адаптация» состоит в возможности генерации новых термов, более точно описывающих текущие параметры объектов и процессов. В качестве причин генерации новых термов может быть несоответствие областей определения функций принадлежности имеющихся термов значениям параметров, появление новых контролируемых параметров, изменение стратегии адаптации и т.д. Терм представляет собой именованный кортеж, описывающий функцию принадлежности нечеткого числа [13]. В формулах (9)–(11) используются треугольные представления функции принадлежности нечетких чисел. Применение параметрического подхода к построению функции принадлежности нечетких чисел позволит переходить от треугольного представления к S-образному и обратно, расширяя тем самым возможности нечеткой формализации области поиска. Использование параметрического подхода позволило организовать движение особой стартовой популяции генетического алгоритма в нечетком пространстве поиска. Особенность данного движения – возможность использования заимствованных, при помощи технологии Transfer Learning результатов, не только в качестве аргументов функции, при помощи которой определяется направление движения, но и для определения коэффициентов перехода, задающих особенности функций определения траекторий движения.

Генерация нового терма может быть удачной или не удачной. Под удачной генерацией понимается соответствие нового терма и построенных на основе этого терма структур заданным ограничениям, а также повышение эффективности объекта адаптации.

Переход от предшествующего набора термов к текущему в общем виде можно описать формулой:

$$T[n+1]=T[n]+\Delta T[n+1],$$

где $T[n+1]$ – текущий набор термов; $T[n]$ – набор термов, предшествующий текущему набору; $\Delta T[n+1]$ – приращение, n - номер итерации.

Взаимное различие механизмов адаптивной корректировки состоит в способах вычисления и калибровки приращения $\Delta T[n+1]$. Стратегии поиска в простейшем случае можно задать на основе алгоритмов случайного поиска [4, 5].

Заключение. Предложен способ интеллектуального формирования стартовой популяции генетического алгоритма, решающего динамическую транспортную задачу в нечеткой постановке. Отличительной особенностью предложенного способа является использование технологии Transfer Learning и параметрического подхода к построению функций принадлежности. Использование технологии Transfer Learning позволяет заимствовать нечеткие результаты из ранее решенных, контекстно связанных задач, а параметрический подход – реализовывать стратегии адаптации заимствованных результатов к особенностям решаемой задачи. Адаптация заключается в организации движения особой стартовой популяции в нечетком пространстве поиска. Особенность данного движения – возможность использования заимствованных, при помощи технологии Transfer Learning результатов, не только в качестве аргументов функции, при помощи которой определяется направление движения, но и для определения коэффициентов перехода, задающих особенности функций определения траекторий движения. Стратегию адаптации можно задать при помощи известных интеллектуальных подходов, например, алгоритмов случайного поиска.

Чем в более сильной контекстной взаимосвязанности находятся целевая и решаемая задача, тем, как правило, более эффективным становится использование предложенного подхода.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Бова В.В., Гладков Л.А., Кравченко Ю.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Нужнов Е.В., Рогозов Ю.И., Свиридов А.С., Сороколетов П.В., Щеглов С.Н. Технологии интеллектуального анализа и извлечения данных на основе принципов эволюционного моделирования. – Таганрог: ТТИ ЮФУ, 2009. – 124 с.
2. Росс Д. Структурный анализ (SA): язык для передачи понимания. Требования и спецификации в разработке программ. – М.: Мир, 1984. – 344 с.
3. Свиридов А.С. Метод построения математической модели информационных потоков предприятия // Известия ТРТУ. – 2004. – № 3 (38). – С. 152-156.
4. Чернышев Ю.О., Басова А.В., Полуян А.Ю. Решение задач транспортного типа генетическими алгоритмами. – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ ГОУ, 2008. – 87 с.
5. Чернышев Ю.О., Басова А.В., Панасенко П.А., Поляков В.И. Использование методов моделирования эволюции для оптимизации документооборота на предприятии // Вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2013. – № 1 (83). – С. 135-140.
6. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Поисковая адаптация: теория и практика: монография. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с.
7. Лебедев Б.К., Лебедев О.Б., Чернышев Ю.О. Основные задачи синтеза топологии СБИС: монография. – Ростов-на-Дону: РГАСХМ, 2006. – 92 с.
8. Zade L.A. Fuzzy sets // Information and Control. – 1965. – Vol. 8. – 338 p.
9. Полковникова Н.А., Курейчик В.М. Разработка модели экспертной системы на основе нечёткой логики // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2014. – № 1 (150). – С. 83-92.
10. Bettini C., Brdiczka O., Henricksen K., Indulska J., Nicklas D., Ranganathan A., Riboni D. A survey of context modelling and reasoning techniques // Pervasive and Mobile Computing. – 2010. – No. 6 (2). – P. 161-180.
11. Shell J., Coupland S. Fuzzy Transfer Learning: Methodology and Application // Preprint submitted to Information Sciences. – May 23, 2014. – 27 p.
12. Венцов Н.Н., Долматов А.А., Чернышев Ю.О. Эволюционный алгоритм решения нечетко сформулированной транспортной задачи // IS-IT`17: Тр. Междунар. конгр. по интеллект. системам и информ. технологиям, п. Дивноморское, 2-9 сентября. – Таганрог: ЮФУ, 2017. – Т. 1. – С. 13-19.
13. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования. – Рига: Зинатне, 1990. – 184 с.
14. Mendel J.M. Fuzzy-logic systems for engineering // A. tutorial. Proceedings of IEEE. – 1995. – Vol. 83 (3). – P. 345-377.
15. Shell J., Coupland S. Fuzzy Transfer Learning: Methodology and Application // Preprint submitted to Information Sciences May 23, 2014. – 27 p.
16. Nazim M., Hashim M., Xu J. Multi Objective Optimization of Production-Distribution Problem under Fuzzy Random Environment // Global J Technol Optim. – 2014. – No. 5: 161. – Doi: 10.4172/2229-8711.1000161.
17. Enrique López González, Miguel A. Rodríguez Fernández, Cristina Mendaña-Cuervo, Raquel Flórez López. The distribution problem in management accounting with genetic algorithm and fuzzy sets // Proceedings of the EUSFLAT-ESTYLF Joint Conference, Palmade Mallorca, Spain, September 22-25, 1999.
18. Cristina Mendaña-Cuervo, Enrique López-González, Begoña González-Pérez. A Model of Genetic Fuzzy System for the Design of New Products // Proceedings of the Joint 4th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology and the 11th Rencontres Francophones sur la LogiqueFloue et ses Applications, Barcelona, Spain, September 7-9, 2005.
19. Чернышев Ю.О., Венцов Н.Н., Долматов А.А. Способ переноса данных между контекстно связанными задачами на основе PSO-метода // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2017. – № 7 (192). – С. 154-162.
20. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под. ред. Д.А. Поспелова. – М.: Наука. 1986. – 321 с.
21. Курейчик В.М., Сафроненкова И.Б. Интеллектуальная классификация в условиях шума // Тр. конференции «Искусственный интеллект: проблемы и пути решения», 14-15 марта 2018. ФГАУ «Конгрессно-выставочный центр «Патриот». – С. 17-23.

22. Желтов С.Ю., Федунев Б.Е. Распределенный бортовой искусственный интеллект поддержки процесса решения тактических задач экипажами летательных аппаратов // Тр. конференции «Искусственный интеллект: проблемы и пути решения», 14-15 марта 2018. ФГАУ «Конгрессно-выставочный центр «Патриот». – С. 17-23.

REFERENCES

1. Bova V.V., Gladkov L.A., Kravchenko YU.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M., Nuzhnov E.V., Rogozov YU.I., Sviridov A.S., Sorokoletov P.V., Shcheglov S.N. Tekhnologii intellektual'nogo analiza i izvlecheniya dannykh na osnove principov evolyucionnogo modelirovaniya [Technologies of data mining and extraction based on the principles of evolutionary modeling]. Tananrog: TTI YUFU, 2009, 124 p.
2. Ross D. Strukturnyy analiz (SA): yazyk dlya peredachi ponimaniya. Trebovaniya i spetsifikatsii v razrabotke program [Structural analysis (SA): language to convey understanding. Requirements and specifications in software development]. Moscow: Mir, 1984, 344 p.
3. Sviridov A.S. Metod postroyeniya matematicheskoy modeli informatsionnykh potokov predpriyatiya [Method of constructing a mathematical model of information flows of the enterprise], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2004, No. 3 (38), pp. 152-156.
4. Chernyshev Yu.O., Basova A.V., Poluyan A.Yu. Reshenie zadach transportnogo tipa geneticheskimi algoritmami [Solution of transport type problems by genetic algorithms]. Rostov-on-Don: Izd-vo YUFU GOU, 2008, 87 p.
5. Chernyshev Yu.O., Basova A.V., Panasenko P.A., Polyakov V.I. Ispol'zovanie metodov modelirovaniya evolyucii dlya optimizatsii dokumentooborota na predpriyatii [Use of methods of evolution modeling for optimization of document flow at the enterprise], *Vestnik informatsionnykh tekhnologiy, mekhaniki i optiki* [Bulletin of information technologies, mechanics and optics], 2013, No. 1 (83), pp. 135-140.
6. Kurenchik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B. Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika: monografiya [Search adaptation: theory and practice: monograph]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 272 p.
7. Lebedev B.K., Lebedev O.B., Chernyshev Yu.O. Osnovnye zadachi sinteza topologii SBIS: monografiya [The main tasks of synthesis of VLSI topology: monograph]. Rostov-on-Don: RGASHM, 2006, 92 p.
8. Zade L.A. Fuzzy sets, *Information and Control*, 1965, Vol. 8, 338 p.
9. Polkovnikova N.A., Kureychik V.M. Razrabotka modeli ekspertnoy sistemy na osnove nechyotkoy logiki [Development of a model of an expert system based on fuzzy logic], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2014, No. 1 (150), pp. 83-92.
10. Bettini C., Brdiczka O., Henricksen K., Indulska J., Nicklas D., Ranganathan A., Riboni D. A survey of context modelling and reasoning techniques, *Pervasive and Mobile Computing*, 2010, No. 6 (2), pp. 161-180.
11. Shell J, Coupland S. Fuzzy Transfer Learning: Methodology and Application, *Preprint submitted to Information Sciences*, May 23, 2014, 27 p.
12. Vencov N.N., Dolmatov A.A., Chernyshev Yu.O. Evolyucionnyy algoritm resheniya nechetko sformulirovannoy transportnoy zadachi [Evolutionary algorithm for solving fuzzy transport problem], *IS-IT 17: Tr. Mezhdunar. kongr. po intellekt. sistemam i inform. tekhnologiyam, p. Divnomorskoe, 2-9 sentyabrya* [IS-IT 17: Proceedings of The international Congress on intelligent systems and information technologies, p. Divnomorskoe, September 2-9]. Tananrog: YuFU, 2017, Vol. 1, pp. 13-19.
13. Borisov A.N., Krumberg O.A., Fedorov I.P. Prinyatie resheniy na osnove nechetkikh modeley: Primery ispol'zovaniya [Decision making based on fuzzy models: use Cases]. Riga: Zinatne, 1990, 184 p.
14. Mendel J.M. Fuzzy-logic systems for engineering, *A. tutorial. Proceedings of IEEE*, 1995, Vol. 83 (3), pp. 345-377.
15. Shell J, Coupland S. Fuzzy Transfer Learning: Methodology and Application, *Preprint submitted to Information Sciences May 23, 2014*, 27 p.
16. Nazim M, Hashim M, Xu J. Multi Objective Optimization of Production-Distribution Problem under Fuzzy Random Environment, *Global J. Technol. Optim.*, 2014, No. 5: 161. Doi: 10.4172/2229-8711.1000161.

17. Enrique López González, Miguel A. Rodríguez Fernández, Cristina Mendaña-Cuervo, Raquel Flórez López. The distribution problem in management accounting with genetic algorithm and fuzzy sets, *Proceedings of the EUSFLAT-ESTYLF Joint Conference, Palmade Mallorca, Spain, September 22-25, 1999*.
18. Cristina Mendaña-Cuervo, Enrique López-González, Begoña González-Pérez. A Model of Genetic Fuzzy System for the Design of New Products, *Proceedings of the Joint 4th Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology and the 11th Rencontres Francophones sur la Logique Floue et ses Applications, Barcelona, Spain, September 7-9, 2005*.
19. Chernyshev Yu.O., Vencov N.N., Dolmatov A.A. Sposob perenosa dannyh mezhdu kontekstno svyazannymi zadachami na osnove PSO-metoda [Method of data transfer between context-related tasks based on PSO-method], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2017, No. 7 (192), pp. 154-162.
20. Nechetkie mnozhestva v modelyakh upravleniya i iskusstvennogo intellekta [Fuzzy sets in control and artificial intelligence], ed. by D.A. Pospelova. Moscow: Nauka, 1986, 321 p.
21. Kureychik V.M., Safronenkova I.B. Intellectual'naya klassifikaciya v usloviyakh shuma [Intelligent classification in noise conditions], *Tr. konferencii «Iskusstvennyy intellekt: problemy i puti resheniya», 14-15 marta 2018. FGAU «Kongressno-vystavochnyy centr «Patriot»* [Proceedings of the conference "Artificial intelligence: problems and solutions", 14-15 March 2018. FSAU "Congress and exhibition center "Patriot"], pp. 17-23.
22. Zheltov S.Yu., Fedunov B.E. Raspredelennyy bortovoy iskusstvennyy intellekt podderzhki processa resheniya takticheskikh zadach ekipazhami letatel'nykh apparatov [Distributed on-Board artificial intelligence to support the process of solving tactical problems by crews of aircraft], *Tr. konferencii «Iskusstvennyy intellekt: problemy i puti resheniya», 14-15 marta 2018. FGAU «Kongressno-vystavochnyy centr «Patriot»* [Proceedings of the conference "Artificial intelligence: problems and solutions", 14-15 March 2018. FGAU "Congress and exhibition center "Patriot"], pp. 17-23.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Б.К. Лебедев.

Чернышев Юрий Олегович – Донской государственный технический университет; e-mail: myvnn@list.ru; г. Ростов-на-Дону, Площадь Гагарина 1; тел.: 88632738510; кафедра автоматизации производственных процессов; д.т.н.; профессор.

Венцов Николай Николаевич – e-mail: vencov@list.ru; тел.: 88632738582; кафедра информационных технологий; к.т.н.; доцент.

Пшеничный Игорь Сергеевич – Краснодарское Высшее Военное училище; e-mail: valleyigor@mail.ru; г. Краснодар, ул. Красина, 4; тел.: 89648996256; адъюнкт.

Chernyshev Yury Olegovich – Don State Technical University; e-mail: myvnn@list.ru; 1, Gagarin square, Rostov-on-Don, Russia; phone: +78632738510; the department of automation of productions; dr of eng. sc.; professor.

Ventsov Nikolay Nikolaevich – e-mail: vencov@list.ru; phone: +78632738582; the department of information technologies; cand. of eng. sc.; associate professor.

Pshenichny Igor Sergeevich – Krasnodar high military academy; e-mail: valleyigor@mail.ru; 4, Krasina street, Krasnodar, Russia; phone: +79648996256; adjunct.