



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2022-28-4-12-17>

Оригинальная статья  
Original paper

УДК 004.832

## ВАРИАНТЫ УСИЛЕНИЯ АНСАМБЛЯ ГИПОТЕЗ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТЕЙ ФОРМИРОВАНИЯ ЦЕЛЕВОЙ ОБУЧАЮЩЕЙ ФУНКЦИИ

А. Ф. ЧЕРНЯВСКИЙ<sup>1</sup>, Е. И. КОЗЛОВА<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Институт прикладных физических проблем имени А. Н. Севченко  
Белорусского государственного университета (г. Минск, Республика Беларусь)

<sup>2</sup>Белорусский государственный университет (г. Минск, Республика Беларусь)

Поступила в редакцию 01.07.2022

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2022

**Аннотация.** Интеллектуальные обучающие системы традиционно состоят из трех основных компонентов: модели обучаемого, представляющей собой блок с информацией об обучаемом; модели процесса обучения, задающей форму подачи информации обучаемому и тип оценки качества деятельности обучаемого; модельного интерфейса как связующего звена между экспертным блоком интеллектуальной обучающей системы и другими ее блоками. Алгоритмы обучения в компонентах образовательных систем являются неотъемлемыми элементами их работы при формировании баз знаний, стратегий обучения, процедур оценивания, а также при организации взаимодействия между системой и пользователями. Рассмотрена задача поиска целевой функции при настройке обучающей системы путем введения возможности усиления ансамбля гипотез с помощью обучающей функции, множество значений которой формируется на основе весовых стоимостей исходных гипотез при учете собственных весов и результатов классификации соответствующих примеров.

**Ключевые слова:** обучение, гипотеза, ансамбль гипотез, обучающая функция, классификация.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Благодарность.** Работа выполнена в рамках НИР «Концепция интеллектуальной системы совершенствования процесса обучения IT-специалистов в области информационной безопасности на базе аппаратно-программной платформы факультета радиофизики и компьютерных технологий БГУ» № ГР 20220616, государственной программы научных исследований «Цифровые и космические технологии, безопасность человека, общества и государства», подпрограммы «Цифровые технологии и космическая информатика» на 2021–2025 годы.

**Для цитирования.** Чернявский А. Ф., Козлова Е. И. Варианты усиления ансамбля гипотез в условиях неопределенностей формирования целевой обучающей функции. *Цифровая трансформация*. 2022; 28 (4): 12–17.

## OPTIONS FOR STRENGTHENING THE ENSEMBLE OF HYPOTHESES UNDER UNCERTAINTY OF THE OBJECTIVE LEARNING FUNCTION FORMATION

ALEXANDER F. CHERNYAVSKY<sup>1</sup>, ALENA I. KAZLOVA<sup>2</sup>

<sup>1</sup>A. N. Sevchenko Institute of Applied Physical Problems of Belarusian State University  
(Minsk, Republic of Belarus)

<sup>2</sup>Belarusian State University (Minsk, Republic of Belarus)

Submitted 01.07.2022

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2022

**Abstract.** Intelligent learning systems traditionally consist of three main components: a student model, which is a block with information about the student; a model of the learning process that sets the form for presenting information to the student and the type of quality assessment of the student's activity; the model interface as a link between the expert block of the intelligent learning system and other learning algorithms in the compo-

nents of educational systems. These parts are integral elements in their work on the formation of knowledge bases, learning strategies, assessment procedures, as well as in organizing interaction between the system and users. The paper considers the problem of finding an objective function when setting up a learning system by introducing the possibility of strengthening an ensemble of hypotheses using a learning function, the set of values of which is formed on the basis of the weighted costs of the initial hypotheses, taking into account their own weights and the results of the classification of the corresponding examples.

**Keywords:** learning, hypothesis, ensemble of hypotheses, learning function, classification.

**Conflict of interests.** The authors declare no conflict of interests.

**Gratitude.** The work was carried out within the framework of the research work “The concept of an intelligent system for improving the process of training IT specialists in the field of information security based on the hardware and software platform of the Faculty of Radiophysics and Computer Technologies of the Belarusian State University” No GR 20220616, the state research program “Digital and space technologies, human security, society and states”, subprogram “Digital technologies and space informatics” for 2021–2025.

**For citation.** Chernyavsky A. F., Kazlova A. I. Options for Strengthening the Ensemble of Hypotheses under Uncertainty of the Objective Learning Function Formation. *Digital Transformation*. 2022; 28 (4): 12–17.

## Введение

Как известно, интеллектуальные системы обучения состоят из трех основных компонентов. Первым из них является модель обучаемого, представляющая собой блок с информацией об обучаемом, с выбранными им стратегией обучения и совершаемыми ошибками. Второй компонент – модель процесса обучения, задает форму подачи информации обучаемому и тип оценки качества деятельности обучаемого. В этот же блок входят процесс тренировки студента курса, а также установление перечня тестовых испытаний и итоговые процедуры контроля по изучаемой теме. Модельный интерфейс является связующим звеном между экспертным блоком интеллектуальной обучающей системы и другими ее блоками [1]. Алгоритмы обучения в компонентах самой образовательной системы – неотъемлемые элементы ее работы как при формировании баз знаний, стратегий обучения, процедур оценивания, так и при организации взаимодействия между системой и пользователями.

Любой детерминированный алгоритм контролируемого обучения получает в качестве исходной информации правильные значения неизвестной функции, соответствующие конкретным входным данным, и должен попытаться предсказать ее значение этой или сформировать какую-либо другую функцию, значения которой будут близкими к известным изначально значениям [2]. В классическом варианте детерминированного контролируемого обучения исходной информацией являются значения целевой (обучающей) функции  $f(x)$ , соответствующие конкретным входным данным  $x$ . Необходимо по совокупности примеров, представленных парами входных и выходных данных  $(x, f(x))$ , установить собственно функцию  $f(x)$  либо другую функцию  $h(x)$ , близкую к ней. Функция  $h(x)$  называется гипотезой. Основная проблема формирования гипотезы  $h(x)$ , близкой к целевой функции  $f(x)$ , возникает в тех случаях, когда сама эта функция не известна.

Принципиально в проблеме обучения различают случаи, когда агент, подлежащий обучению, вообще не имеет никаких знаний о том, что он должен изучить, либо предполагается, что в процессе обучения на основе собственного опыта доступной агенту является информация, содержащаяся во множестве исходных примеров [3]. Несмотря на то что с теоретической точки зрения оба упомянутых случая считаются частными, каждому из них на практике приходится уделять внимание. Сказанное особенно важно для второго случая, который является типовым в процедурах организации учебного процесса вузов.

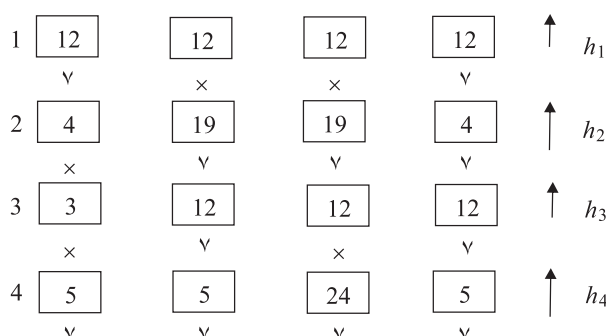
Применяются различные способы формирования предсказаний. Из исходного пространства гипотез выбирается отдельная гипотеза либо определенная группа (ансамбль) гипотез, на основании которых комбинируется результирующее предсказание, соответствующее наилучшей классификации. В других случаях априорные сведения о весовых значениях как правильно, так и неправильно классифицированных примеров последовательно используются для определения весовых значений исходных гипотез. На этой основе формируется итоговая мажоритарная комбинация гипотез. Фактически ансамбль является универсальным методом расширения пространства гипотез. Он сам может также рассматриваться в качестве гипотезы, а множество всех возможных ансамблей обычно считают новым пространством более выразительного класса гипотез [4].

### Постановка задачи

Для примеров из исходного множества (материала обучения) вырабатывается первая гипотеза  $h_1$ , которая классифицирует одни обучающие примеры правильно, а другие – неправильно. В тех случаях, когда следующая гипотеза лучше справляется с задачей классификации примеров, веса неправильно классифицированных примеров, как правило, увеличиваются, а веса правильно классифицированных уменьшаются. Для обучающего множества со всеми назначенными весами вырабатывается новая гипотеза  $h_2$ . Описанный процесс продолжается до выработки  $M$  гипотез, которые являются исходными для реализации алгоритма усиления.

Этот алгоритм реализуется путем использования идеи взвешенного обучающего множества. Итоговая гипотеза-ансамбль представляет собой взвешенную мажоритарную комбинацию из всех  $M$  гипотез, каждая из которых имеет свой вес в соответствии с результатом, полученным при реализации процесса обучения. Известны различные варианты реализации алгоритма усиления, отличающиеся способами корректировки весовых коэффициентов исходных примеров и комбинирования гипотез.

Концептуальная иллюстрация работы одного из таких алгоритмов – алгоритма Adaboost – представлена на рис. 1 [4]. Данный алгоритм повышает точность первоначально обучающего алгоритма при относительно большой неопределенности пространства первоначальных гипотез независимо от способа и сложностей формирования обучающей функции.



**Рис. 1.** Иллюстрация функционирования алгоритма усиления для обучения ансамбля  
**Fig. 1.** An illustration of the gain algorithm operation for ensemble learning

Ансамбль представлен четырьмя текущими гипотезами, векторы которых обозначены на рис. 1 по вертикали цифрами. Каждый прямоугольник соответствует определенному разделу (примеру) материала обучения. Находящиеся в прямоугольниках цифры обозначают априорно известные весовые значения примеров, соответствующие относительной сложности их функционально-структурной организации.

Размещенные под прямоугольниками галочки (крестики) обозначают правильность (ложность) восприятия предметной области на каждом этапе классификации. Высота вертикальных стрелок условно соответствует априорному и подлежащему коррекции значению относительного веса  $h$  каждого этапа классификации в последовательностях текущих гипотез ансамбля. В исследовании рассматривали два варианта реализации процедуры обучения ансамбля:  $A$  – сопоставление стоимости примеров смежных последовательностей различных гипотез;  $B$  – предварительно формируемое множество дискретных значений обучающей функции для всех примеров ансамбля гипотез на основе результата анализа априорной информации, сопутствующей исходным гипотезам.

### Процедура обучения на основе сопоставления стоимостей примеров последовательностей различных гипотез

Предполагается, что анализируемые в последовательностях примеры принадлежат одной и той же популяции, соответствующей конкретному тематическому разделу учебной дисциплины, но представлены с различным уровнем сложности. Это обстоятельство учитывается функциональной стоимостью рассматриваемых примеров: чем сложнее пример, тем значительнее его исходная функциональная стоимость. Необходимость и целесообразность сопоставления примеров

разной функциональной стоимости определяются тем, что как сложные, так и простые примеры содержат эквивалентные базовые элементы учебного материала. Дисбаланс функциональных стоимостей сопоставляемых примеров из текущих гипотез корректируется выбором соответствующих весовых коэффициентов. Очевидно, что значения коэффициентов могут использоваться также для оценки уровня смыслового отличия примеров, определения доли эквивалентных и различающихся элементов исходного учебного материала.

Обозначим вектор  $\mathbf{W}$  из  $N$  весов примеров, которые первоначально устанавливаются равными  $w_i = 1/16 = 0,06$ ,  $N = 16$  – количество всех примеров. Входными данными являются произведения  $h(m)X_i'$ , где  $h(m)$  – вектор весов текущих гипотез  $m$ ,  $m = 1-4$ ;  $X_i' = X_i w_i$ ,  $w_i$  – весовой коэффициент рассматриваемого примера  $i$  при исходном значении его функциональной стоимости  $X_i$ ,  $i = 1-16$ .

Выходные данные формируются в виде взвешенных стоимостей согласно выражению  $y_j' = w_j y_i$ , где  $w_j$  – весовой коэффициент;  $y_i = x_i \pm 1$  – стоимость смежного примера  $i \pm 1$  из последовательности примеров соседней гипотезы, как показано в табл. 1.

Процедура сопоставления и преобразования весовых стоимостей  $X_i$  для  $i = 1-N$  примеров из последовательностей, относящихся к различным гипотезам, заключается в следующем [3]:

– если  $h(m)X_i' \neq y_i'$ , то

$$error \leftarrow error + w_j; \tag{1}$$

– определяются значения вектора весов гипотез в соответствии с функцией

$$Z(m) = \text{Log}(1 - error) / error. \tag{2}$$

Итоговые результаты вычислений на основании выражений (1) и (2) приведены в табл. 1.

**Таблица 1.** Итоговые результаты вычислений значений  $Z(m)$  при реализации варианта  $A$  процедуры обучения ансамбля гипотез

**Table 1.** The final results of calculating the  $Z(m)$  values in the implementation of option  $A$  of the procedure for training the ensemble of hypotheses

$x_1 = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 4$ $w_j = 0,08$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,11$ $error \leftarrow 0,19$ $Z(m) \leftarrow 0,62$	$x_5 = 12$ $w_i = 0,07$ $y = 19$ $w_j = 0,02$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,15$ $error \leftarrow 0,17$ $Z(m) \leftarrow 0,68$	$x_9 = 12$ $w_i = 0,15$ $y = 19$ $w_j = 0,05$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,13$ $error \leftarrow 0,18$ $Z(m) \leftarrow 0,66$	$x_{13} = 12$ $w_i = 0,05$ $y = 4$ $w_j = 0,06$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,12$ $error \leftarrow 0,18$ $Z(m) \leftarrow 0,66$
$x_2 = 4$ $w_i = 0,08$ $y = 3$ $w_j = 0,1$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,02$ $error \leftarrow 0,12$ $Z(m) \leftarrow 0,86$	$x_6 = 19$ $w_i = 0,02$ $y = 12$ $w_j = 0,02$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,14$ $error \leftarrow 0,16$ $Z(m) \leftarrow 0,72$	$x_{10} = 19$ $w_i = 0,05$ $y = 12$ $w_j = 0,075$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,05$ $error \leftarrow 0,125$ $Z(m) \leftarrow 0,84$	$x_{14} = 4$ $w_i = 0,06$ $y = 12$ $w_j = 0,012$ $h_1 = 1,0$ $error = 0,1$ $error \leftarrow 0,11$ $Z(m) \leftarrow 0,9$
$x_3 = 3$ $w_i = 0,15$ $y = 5$ $w_j = 0,02$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,17$ $error \leftarrow 0,19$ $Z(m) \leftarrow 0,62$	$x_7 = 12$ $w_i = 0,05$ $y = 5$ $w_j = 0,042$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,15$ $error \leftarrow 0,192$ $Z(m) \leftarrow 0,61$	$x_{11} = 12$ $w_i = 0,075$ $y = 24$ $w_j = 0,015$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,18$ $error \leftarrow 0,195$ $Z(m) \leftarrow 0,61$	$x_{15} = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 5$ $w_j = 0,06$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,13$ $error \leftarrow 0,19$ $Z(m) \leftarrow 0,62$
$x_4 = 5$ $w_i = 0,05$ $y = 3$ $w_j = 0,08$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,01$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 1,0$	$x_8 = 5$ $w_i = 0,04$ $y = 12$ $w_j = 0,01$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,08$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 1,0$	$x_{12} = 24$ $w_i = 0,038$ $y = 12$ $w_j = 0,075$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,01$ $error \leftarrow 0,085$ $Z(m) \leftarrow 1,0$	$x_{16} = 5$ $w_i = 0,04$ $y = 12$ $w_j = 0,01$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,08$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 1,0$

Коррекцию весовых коэффициентов  $w_{(i)}$  и  $w_{(j)}$ , необходимую для обеспечения минимально возможного значения ошибки (1), осуществляли по стандартизованной схеме: для правильно классифицированных примеров их значения уменьшались, а для неправильно классифицированных – увеличивались.

Из гипотез  $m = 1-4$ , формирующих вектор  $h(m)$ , выбирали гипотезу 4 как соответствующую наивысшим значениям вектора весов гипотез  $Z(m)$ . Очевидна также возможность выборочной классификации комплекса примеров из различных гипотез, например:  $h_2(x_2, x_{14})$ ;  $h_3(x_3, x_{15})$ .

### Процедура обучения на основе предварительно сформированного множества дискретных значений обучающей функции

Возможность предварительного формирования множества дискретных значений обучающей функции для каждого примера всех имеющихся гипотез обусловлена наличием исходной информации о весовых значениях примеров, правильной или ложной их классификации, а также априорных сведений подлежащих коррекции значений относительного веса текущих гипотез. Итоговые результаты вычислений на основании выражения (2) при реализации варианта  $B$  процедуры обучения ансамбля гипотез приведены в табл. 2.

**Таблица 2.** Итоговые результаты вычислений значений  $Z(m)$  при реализации варианта  $B$  процедуры обучения ансамбля гипотез

**Table 2.** The final results of calculating the  $Z(m)$  values in the implementation of option  $B$  of the procedure for training the ensemble of hypotheses

$x_1 = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 10$ $w_j = 0,025$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,18$ $error \leftarrow 0,205$ $Z(m) \leftarrow 0,58$	$x_5 = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 13$ $w_j = 0,02$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,17$ $error \leftarrow 0,19$ $Z(m) \leftarrow 0,62$	$x_9 = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 25$ $w_j = 0,01$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,18$ $error \leftarrow 0,19$ $Z(m) \leftarrow 0,62$	$x_{13} = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 8$ $w_j = 0,035$ $h_1 = 0,6$ $error = 0,15$ $error \leftarrow 0,185$ $Z(m) \leftarrow 0,63$
$x_2 = 4$ $w_i = 0,06$ $y = 6$ $w_j = 0,03$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,06$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 0,98$	$x_6 = 19$ $w_i = 0,05$ $y = 16$ $w_j = 0,057$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,04$ $error \leftarrow 0,097$ $Z(m) \leftarrow 0,95$	$x_{10} = 19$ $w_i = 0,04$ $y = 14$ $w_j = 0,05$ $h_2 = 1,0$ $error = 0,06$ $error \leftarrow 0,11$ $Z(m) \leftarrow 0,9$	$x_{14} = 4$ $w_i = 0,06$ $y = 3$ $w_j = 0,07$ $h_1 = 1,0$ $error = 0,03$ $error \leftarrow 0,1$ $Z(m) \leftarrow 0,94$
$x_3 = 3$ $w_i = 0,15$ $y = 4$ $w_j = 0,03$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,15$ $error \leftarrow 0,18$ $Z(m) \leftarrow 0,64$	$x_7 = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 10$ $w_j = 0,027$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,16$ $error \leftarrow 0,187$ $Z(m) \leftarrow 0,63$	$x_{11} = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 16$ $w_j = 0,016$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,18$ $error \leftarrow 0,196$ $Z(m) \leftarrow 0,60$	$x_{15} = 12$ $w_i = 0,06$ $y = 8$ $w_j = 0,035$ $h_3 = 0,6$ $error = 0,15$ $error \leftarrow 0,185$ $Z(m) \leftarrow 0,63$
$x_4 = 5$ $w_i = 0,056$ $y = 3$ $w_j = 0,09$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,01$ $error \leftarrow 0,1$ $Z(m) \leftarrow 0,94$	$x_8 = 5$ $w_i = 0,06$ $y = 4$ $w_j = 0,07$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,02$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 0,98$	$x_{12} = 24$ $w_i = 0,04$ $y = 18$ $w_j = 0,051$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,01$ $error \leftarrow 0,101$ $Z(m) \leftarrow 0,94$	$x_{16} = 5$ $w_i = 0,036$ $y = 4$ $w_j = 0,03$ $h_4 = 1,0$ $error = 0,06$ $error \leftarrow 0,09$ $Z(m) \leftarrow 0,98$

### Заключение

1. Рассмотрены варианты обучения ансамбля гипотез на основе сопоставления стоимостей примеров смежных последовательностей текущих гипотез, а также с использованием множества дискретных значений обучающей функции, предварительно сформированного на основе исходной информации ансамбля. В обоих случаях обеспечивается высокая точность классификации

примеров, представленных ансамблем первоначальных гипотез. В первую очередь это обусловлено реализацией механизма двойной коррекции сопоставляемых величин – весовых стоимостей примеров и соответствующих значений обучающего множества; коррекция этих величин осуществляется выбором их весовых коэффициентов с учетом априорных весов текущих гипотез.

2. Метод выборочной классификации и комплексирования примеров из ансамбля гипотез можно рекомендовать для использования при создании учебных пособий по естественнонаучным дисциплинам, особенно предназначенным для организации практических занятий. Он позволяет реализовать объективную градацию степени сложности используемого учебного материала, а также адекватную оценку результатов освоения этого материала учащимися.

### Список литературы

1. Голенков, В. В. Виртуальные кафедры и интеллектуальные обучающие системы / В. В. Голенков, В. В. Емельянов, В. Б. Тарасов // *Новости искусственного интеллекта*. 2001. № 4. С. 3–13.
2. Волосова, А. В. Технологии искусственного интеллекта в ULS-системах / А. В. Волосова. СПб.: Лань, 2022. 308 с.
3. Рассел, С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг. М.: Изд. дом «Вильямс», 2016. 1408 с.
4. Колмогорова, С. С. Основы искусственного интеллекта / С. С. Колмогорова. СПб.: СПбГЛТУ, 2022. С. 51–57.

### References

1. Golenkov V. V., Emelyanov V. V., Tarasov V. B. (2001) Virtual Departments and Intelligent Learning Systems. *Novosti Iskusstvennogo Intellekta*. (4), 3–13 (in Russian).
2. Volosova A. V. (2022) *Artificial Intelligence Technologies in ULS Systems*. Sankt Petersburg, Lan Publ. 308 (in Russian).
3. Russel S., Norvig P. (2016) *Artificial Intelligence: a Modern Approach*. Moscow, Prentice Williams Publishing House Publ. 1408 (in Russian).
4. Kolmogorova S. S. (2022) *Osnovy Iskusstvennogo Intellekta*. Sankt Petersburg, SPbGLTU, Publ. 51–57 (in Russian).

### Вклад авторов / Authors' contribution

Все авторы внесли равный вклад в написание статьи / All authors contributed equally to the writing of the article.

### Сведения об авторах

**Чернявский А. Ф.**, д. т. н., профессор, академик Национальной академии наук Беларуси, заведующий лабораторией специализированных вычислительных систем Института прикладных физических проблем имени А. Н. Севченко Белорусского государственного университета.

**Козлова Е. И.**, к. ф.-м. н., доцент, заведующая кафедрой интеллектуальных систем Белорусского государственного университета.

### Адрес для корреспонденции

220045, Республика Беларусь,  
г. Минск, ул. Ак. Курчатова, 5–621  
Белорусский государственный университет  
Тел. +375 17 209-59-36  
E-mail: kozlova@bsu.by  
Козлова Елена Ивановна

### Information about the authors

**Chernyavsky A. F.**, Dr. of Sci. (Tech.), Professor, Academician of the National Academy of Sciences of Belarus, Head of the Laboratory of Specialized Computing Systems of A. N. Sevchenko Institute of Applied Physical Problems of the Belarusian State University.

**Kazlova A. I.**, Cand. of Sci., Associate Professor, Head of the Department of Intelligent Systems of the Belarusian State University.

### Address for correspondence

220045, Republic of Belarus,  
Minsk, Ac. Kurchatov St., 5–621  
Belarusian State University  
Tel. +375 17 209-59-36  
E-mail: kozlova@bsu.by  
Kazlova Alena Ivanauna