

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

DOI: 10.25586/RNU.V9I187.20.04.P.003

УДК 004.658:629.7.058

А.И. Зимовец

АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЯ КОСМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННЫХ НЕЧЕТКИХ СЕТЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНТЕГРАЦИИ ИНФОРМАЦИИ ОТ РАЗЛИЧНЫХ СРЕДСТВ НАБЛЮДЕНИЯ

Рассмотрена задача повышения оперативности распознавания космических объектов. Предложен алгоритм решения задачи с помощью интеграции информации от различных средств наблюдения и нейронных нечетких сетей.

Ключевые слова: интеграция информации, нечеткие нейронные сети, распознавание космических объектов.

A.I. Zimovets

ALGORITHM FOR RECOGNIZING SPACE OBJECTS BASED ON NEURAL FUZZY NETWORKS USING INTEGRATION OF INFORMATION FROM VARIOUS TOOLS

The article considered the task of improving efficiency recognition of space objects. A solution algorithm is proposed tasks by integrating information from various tools observation and neural fuzzy networks.

Keywords: information integration, fuzzy neural networks, space object recognition.

Введение

Необходимость контроля и мониторинга околоземного космического пространства (ОКП) обусловлена важными военными [8] и народно-хозяйственными целями [9]. Одной из важнейших задач систем мониторинга ОКП является задача распознавания космических объектов, включающая в себя подзадачи классификации космических объектов (КО) по типу (пилотируемый космический аппарат, ракета-носитель, элементы запуска или функционирования КО, фрагмент разрушения и т.д.) и его идентификации (государственной принадлежности, целевого назначения, степени опасности, функционального состояния и т.д.) [10]. Своевременное обнаружение искусственных спутников земли, представляющих опасность для своей страны, определение национальной принадлежности таких КО, их функционального состояния и других характеристик, повысят безопасность космических полетов, а также обеспечат сохранность благополучной экологической и политической обстановки [11].

Существующие методики распознавания не в полной мере могут обеспечить достаточную оперативность классификации и идентификации космических объектов с надлежащей точностью [12]. Предлагаемая методика основана на применении комбинированных искусственных нейронных сетей и интеграции информации о космических объектах из различных источников [13].

Распознаванием и сопровождением информации о космических объектах занимается система контроля космического пространства (СККП), включающая в себя оптико-электронные, радиолокационные и лазерно-оптические средства распознавания, ряд гражданских организаций, таких как Пушчинская радиоастрономическая обсерватория Астрокосмического центра ФИАН им. Лебедева, Институт прикладной математики имени Келдыша РАН и др. [4]. При этом возникает проблема разнородности и неполноты информации о КО, которая связана с необходимостью обработки большого объема зачастую повторяющейся и противоречивой информации о космических объектах из различных источников [14].

Решением этой задачи может стать применение нечетких нейронных сетей с применением технологии интеграции данных из различных источников [15]. Обучив нейронную сеть соотносить разнородную информацию, такую как параметры блеска КО, лазерно-оптические и радиолокационные параметры, дополняя, таким образом, недостающие параметры, можно увеличить количественные и качественные показатели информации [16]. При увеличении объема информации может иметь место ее дублирование, в связи с этим при росте количественных показателей могут падать качественные. Для повышения качества необходимо исключить дублирование данных [17].

Использование нечетких множеств необходимо для описания неоднозначно понимаемых событий, объектов и понятий. Для оценки и классификации объектов, описываемых нечеткими множествами, используется понятие меры неопределенности. Свойства, которым должен удовлетворять такой показатель, называемый показателем размытости (или мерой энтропии) нечетких множеств, и в качестве этого показателя был предложен функционал, аналогичный шенноновской энтропии в теории информации [5]. В настоящее время рассматриваются различные альтернативные подходы к определению показателя размытости нечеткого множества, обсуждаются его свойства и возможные приложения.

Модель распознавания КО на основе нечетких нейронных сетей

В общем случае космические объекты в различные моменты времени с определенной долей вероятности находятся в той или иной точке в пространстве. Если задавать характеристики и стратегии движения КО в виде интервалов возможных значений, результатом будет множество параметров движения и маневров. Следует учитывать и тот факт, что от длительного пребывания в космическом пространстве меняются механические, оптические и другие свойства материалов космических аппаратов, что с течением времени может повлиять на точность распознавания КО.

В связи с этим предлагается использовать математический аппарат нечетких искусственных нейронных сетей. Преимущества использования нейросетей заключаются в следующем [1].

1. Свойство ассоциативности, позволяющее обрабатывать множество КО и оперировать образами ситуаций моделирования, а не их отдельными описаниями.

2. Способность к обучению, которая дает возможность получать устойчивые решения по результатам имитационного моделирования прикладных задач в реальном масштабе времени.

Для решения поставленной задачи предлагается модульная модель нейронной сети, представленная на рисунке 1, где:

- модуль 1 представляет собой совокупность средств распознавания различной направленности (оптико-электронные, радиолокационные, лазерно-оптические средства);
- модуль 2 отвечает за предварительную обработку признаков распознавания, в котором производится интеграция данных, перевод признаков распознавания в единый формат, избавление от избыточности и нормализация признаков для дальнейшего анализа;
- модуль 3 отвечает за анализ различных признаков распознавания;
- модуль 4 отвечает за формирование характеристик по итогам работы предыдущего модуля и вывод отчета о распознавании.



Рис. 1. Модель искусственной нейронной сети для распознавания КО

На рисунке 2 представлен многослойный перцептрон, состоящий из входного слоя, трех скрытых слоев и выходного слоя.

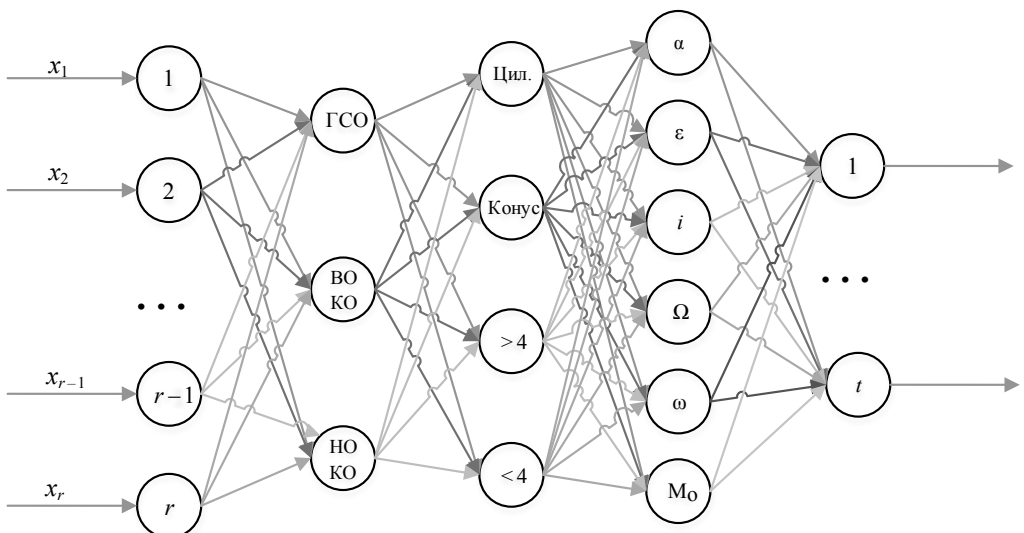


Рис. 2. Многослойный перцептрон для распознавания КО

Составные нечеткие высказывания объединяются в правила с помощью нечеткой логической операции конъюнкции (И) или дизъюнкции (ИЛИ). Входные характеристики имеют терм-множество {«высокий», «средний», «низкий»}. В таблице 1 приводится база правил для алгоритмов нечеткого вывода Мамдани, Ларсена и Такаги – Сугено [10].

Таблица 1

База правил для алгоритмов нечеткого вывода Мамдани, Ларсена и Такаги – Сугено

№ правила	Общие условия всех алгоритмов	Заключения для алгоритмов	
		Мамдани и Ларсена	Такаги – Сугено
1	ЕСЛИ z есть X_1 И q есть A_1	ТО y есть F_1 (низкая)	$y = a_1z + b_1q$
2	ЕСЛИ z есть X_1 И q есть A_2	ТО y есть F_2 (средняя)	$y = a_2z + b_2q$
3	ЕСЛИ z есть X_2 И q есть A_1	ТО y есть F_2 (средняя)	$y = a_2z + b_2q$
4	ЕСЛИ z есть X_2 И q есть A_2	ТО y есть F_3 (высокая)	$y = a_3z + b_3q$
5	ЕСЛИ z есть X_3	ТО y есть F_3 (высокая)	$y = a_3z + b_3q$

Входная переменная X описывается тремя функциями принадлежности X_i , а A – двумя функциями принадлежности A_i , выходная переменная F описывается тремя функциями принадлежности F_i . В базе правил нельзя разместить больше вариантов правил, чем произведение числа функций принадлежности всех входных переменных. Их число равно 6 (2×3). Максимальное количество правил в базе определяется соотношением $l = l_1 \cdot l_2 \cdot \dots \cdot l_m$, где l_i – количество функций принадлежности, используемых для задания входной переменной x_i ($i = 1, m$).

Сравнение алгоритмов

Предположим, что распознаваемый космический объект определяется четырьмя основными характеристиками x_1, x_2, x_3 и x_4 (долгота восходящего угла, наклонение, большая полуось и перицентр), представленными в виде лингвистических переменных. Тогда база правил будет состоять из двух правил с четырьмя входами и одним выходом. Для упрощения расчетов область определения нормируется каждой из характеристик в интервал [1, 10]. При определении классификации космического объекта ограничимся категориями «пилотируемый летательный аппарат», «спутник навигации», «спутник связи», «метеорологический спутник».

Алгоритм Мамдани предложен одним из первых и описывается следующим образом:

Правило 1: ЕСЛИ x_1 есть A_{11} И x_2 есть A_{12} И x_3 есть A_{13} И x_4 есть A_{14} ТО y есть B_1 .

Правило 2: ЕСЛИ x_1 есть A_{21} И x_2 есть A_{22} И x_3 есть A_{23} И x_4 есть A_{24} ТО y есть B_2 .

Для нахождения степени истинности условий каждого из правил нечетких продукций используются парные нечеткие логические операции. Правила, степень истинности условий которых отлична от нуля, считаются активными.

Активизация подзаклучений в нечетких правилах продукций выполняется с помощью min-активизации по формуле (1), причем для сокращения времени вывода учитываются только активные правила:

$$\mu'(y) = \min\{c_i, \mu(y)\}, \quad (1)$$

где $C = \{c_1, c_2, \dots, c_q\}$ – множество степеней истинности; q – общее количество подзаклучений в базе правил.

На рисунке 3 представлен пример построения функции принадлежности.

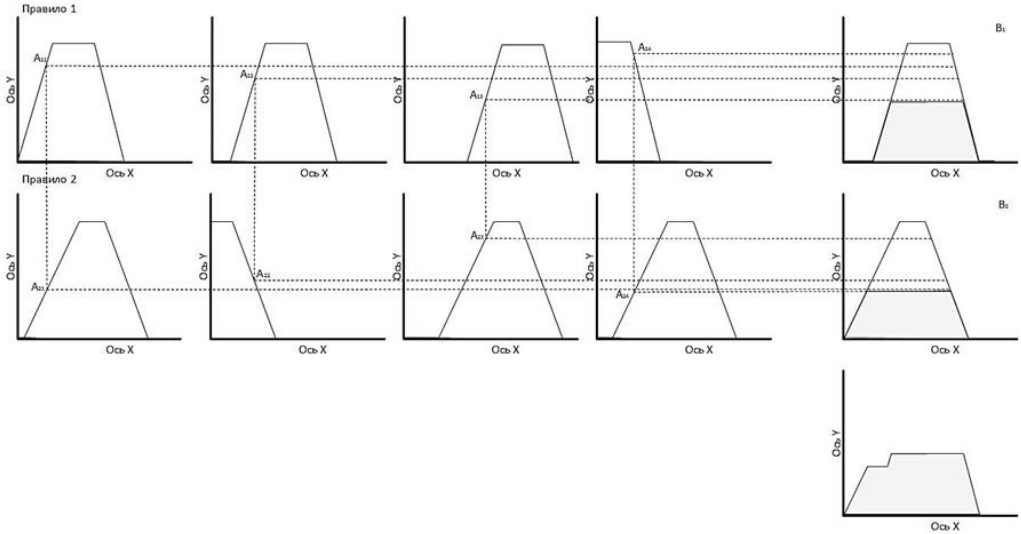


Рис. 3. Построение функции принадлежности

В базе правил для алгоритма Такаги – Сугено используются правила нечетких продукций в следующей форме:

Правило 1: ЕСЛИ x_1 есть A_{11} И x_2 есть A_{12} И x_3 есть A_{13} И x_4 есть A_{14}

ТО $y = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{13}x_3 + c_{14}x_4 + c_{10}$.

Правило 2: ЕСЛИ x_1 есть A_{21} И x_2 есть A_{22} И x_3 есть A_{23} И x_4 есть A_{24}

ТО $y = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{23}x_3 + c_{24}x_4 + c_{20}$.

Для нахождения степени истинности условий всех правил нечетких продукций, как правило, используется логическая операция \min -конъюнкции:

$$\alpha 1 = \min \{ \mu_{A_{11}}(x_1'), \mu_{A_{12}}(x_2'), \mu_{A_{13}}(x_3'), \mu_{A_{14}}(x_4') \},$$

$$\alpha 2 = \min \{ \mu_{A_{21}}(x_1'), \mu_{A_{22}}(x_2'), \mu_{A_{23}}(x_3'), \mu_{A_{24}}(x_4') \}.$$

Для выполнения агрегирования могут использоваться и другие логические операции. Правила, степень истинности условий которых отлична от нуля, считаются активными и используются для дальнейших расчетов.

Активизация подзаключений в нечетких правилах продукций

Во-первых, с использованием \min -активизации, как и в алгоритме Мамдани, находятся значения степеней истинности всех заключений правил нечетких продукций. Во-вторых, осуществляется расчет обычных (не нечетких) значений выходных переменных каждого правила. Это выполняется с использованием формул для заключения:

$$y_1' = c_{11}x_1' + c_{12}x_2' + c_{13}x_3' + c_{14}x_4' + c_{10},$$

$$y_2' = c_{21}x_1' + c_{22}x_2' + c_{23}x_3' + c_{24}x_4' + c_{20}.$$

Здесь вместо x_1 и x_2 подставляются значения входных переменных до этапа фазификации.

Аккумуляция заключений нечетких правил продукций фактически отсутствует, поскольку расчеты осуществляются с обычными действительными числами y_j .

При дефаззификации выходных переменных используется модифицированный вариант в форме метода центра тяжести для однотоочечных множеств:

$$y' = (\alpha_1 y_1' + \alpha_2 y_2') / (\alpha_1 + \alpha_2),$$

при этом не требуется проведение предварительного аккумуляирования активизированных заключений отдельных правил.

Сравнительный анализ алгоритмов Мамдани – Ларсена и Такаги – Сугено представлен в таблице 2.

Таблица 2

Сравнительный анализ алгоритмов

№	z_i	q_i	Выходные значения нечеткой продукционной модели				М
			Мамдани		Такаги – Сугено		
			Y_M	Δ_M	Y_{T-C}	Δ_{T-C}	
1	0,22	4	0,216	29,3	0,076	54,5	0,167
2	0,71	1	0,71	14,8	0,631	24,2	0,833
3	0,34	2	0,457	8,6	0,205	59	0,5

Анализ показывает, что наименьшее отклонение от средних выходных значений показал алгоритм Мамдани (от 8,6 до 29,3%), наименьшую точность показал алгоритм Такаги – Сугено (отклонение от 24,2 до 59%). Также в качестве недостатка алгоритма Такаги – Сугено нужно отметить сложность формирования экспертами заключений по каждому правилу.

Заключение

В статье рассмотрены задачи, поставленные перед системой контроля космического пространства, представлены модель распознавания космических объектов и структура нечеткой нейронной сети, предложенной для решения поставленной задачи. Проведено сравнение алгоритмов нечеткого вывода, представлены базы правил и пример построения функции принадлежности.

Литература

1. Авраменко В.С., Маликов А.В. Диагностирование компьютерных инцидентов безопасности на основе комбинированной искусственной нейронной сети // Защита информации. Инсайд. 2019. № 6 (90). С. 72–76.
2. Алдохина В.Н., Климов Д.В., Курприянов Н.А. Модель фотометрирования геостационарного спутника наземным оптическим средством // Труды Военно-космической академии имени А.Ф. Можайского. 2018. № 661. С. 92–103.
3. Зимовец А.И., Хомоненко А.Д. Обоснование выбора модели хранения данных для системы мониторинга космического пространства // Автоматика на транспорте. 2019. Т. 5, № 2. С. 221–232.
4. Исаев Е.А., Корнилов В.В. Проблема обработки и хранения больших объемов научных данных и подходы к ее решению // Математическая биология и биоинформатика. 2013. Т. 8, № 1. С. 49–65.

5. Лоскутов А.И., Дуников А.С., Артюшкин А.Б., Нечай А.А. Математическая модель системы символьной синхронизации наземной приемно-регистрирующей станции телеметрической информации в условиях флуктуаций амплитуды сигнала // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 11–19.
6. Манжула В.Г., Федяшов Д.С. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных // Фундаментальные исследования. 2011. № 4. С. 108–115.
7. Нечай А.А., Борисов А.А., Борисова Ю.И. Точечный анализ данных дистанционного зондирования Земли средствами языка программирования Python // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2019. Вып. 1. С. 49–55.
8. Нечай А.А., Копьев А.И. Метод управляемого распределения ресурсов между ядрами процессора // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2018. Вып. 2. С. 101–107.
9. Нечай А.А. Использование инновационных методов и современных технологий для повышения квалификации в области кибербезопасности // Азимут научных исследований: педагогика и психология. 2020. Т. 9, № 3 (32). С. 193–196.
10. Нечай А.А. Кибербезопасность и информационная безопасность: сущность, содержание и отличие понятий // XXIV Царскосельские чтения, посвященные 75-летию Победы в Великой Отечественной войне: материалы Международной научной конференции / под общ. ред. С.Г. Еремеева. СПб., 2020. С. 229–232.
11. Нечай А.А. Формирование безопасной информационной среды // Актуальные проблемы современности: наука и общество. 2019. № 4 (25). С. 43–44.
12. Полончик О.Л., Артюшкин А.Б., Нечай А.А., Полончик Е.О. Радиолокационные системы дистанционного зондирования Земли на базе спутников со стабилизацией вращением // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2017. Вып. 1. С. 35–41.
13. Свинарчук А.А., Нечай А.А. Использование квантовых вычислений при выборе управленческого решения // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2018. Вып. 2. С. 31–36.
14. Хомоненко А.Д., Яковлев Е.Л. Обоснование архитектуры сверточной нейронной сети для автономного распознавания объектов на изображениях бортовой вычислительной системой // Научно-технические технологии в космических исследованиях. 2018. Т. 10, № 6. С. 86–93.
15. Шаймарданов А.М., Нечай А.А., Лепехин С.В. Математические модели систем автоматического управления с широтно-импульсной модуляцией // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление». 2019. Вып. 2. С. 27–39.
16. Эсаулов К.А., Яхваров Е.К., Нечай А.А., Березин А.С. Методика интеграции системы управления киберрисками в предпринимательских структурах // Вестник Российского нового университета. Серия «Сложные системы: модели, анализ и управление. 2020. Вып. 2. С. 80–86.
17. Янаева М.В., Синченко Е.В. Нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных // Научные труды КубГТУ. 2016. № 15. С. 80–93.

Literatura

1. Avramenko V.S., Malikov A.V. Diagnostirovanie komp'yuternyh incidentov bezopasnosti na osnove kombinirovannoj iskusstvennoj nejronnoj seti // Zashchita informacii. Inside. 2019. № 6 (90). S. 72–76.

2. *Aldohina V.N., Klimov D.V., Kupriyanov N.A.* Model' fotometrirovaniya geostacionarnogo sputnika nazemnym opticheskim sredstvom // Trudy Voenno-kosmicheskoy akademii imeni A.F. Mozhajskogo. 2018. № 661. S. 92–103.
3. *Zimovec A.I., Homonenko A.D.* Obosnovanie vybora modeli hraneniya dannyh dlya sistemy monitoringa kosmicheskogo prostranstva // Avtomatika na transporte. 2019. T. 5, № 2. S. 221–232.
4. *Isaev E.A., Kornilov V.V.* Problema obrabotki i hraneniya bol'shikh ob'emov nauchnyh dannyh i podhody k ee resheniyu // Matematicheskaya biologiya i bioinformatika. 2013. T. 8, № 1. S. 49–65.
5. *Loskutov A.I., Dunikov A.S., Artyushkin A.B., Nechaj A.A.* Matematicheskaya model' sistemy simvol'noj sinhronizacii nazemnoj priemno-registriruyushchej stancii teletricheskoy informacii v usloviyah fluktuacij amplitudy signala // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 11–19.
6. *Manzhula V.G., Fedyashov D.S.* Nejrionnye seti Kohonena i nechetkie nejrionnye seti v intellektual'nom analize dannyh // Fundamental'nye issledovaniya. 2011. № 4. S. 108–115.
7. *Nechaj A.A., Borisov A.A., Borisova Yu.I.* Tochechnyj analiz dannyh distancionnogo zondirovaniya Zemli sredstvami yazyka programmirovaniya Python // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2019. Vyp. 1. S. 49–55.
8. *Nechaj A.A., Kop'ev A.I.* Metod upravlyaemogo raspredeleniya resursov mezhdru yadrami processora // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2018. Vyp. 2. S. 101–107.
9. *Nechaj A.A.* Ispol'zovanie innovacionnyh metodov i sovremennyh tekhnologij dlya povysheniya kvalifikacii v oblasti kiberbezopasnosti // Azimut nauchnyh issledovanij: pedagogika i psihologiya. 2020. T. 9, № 3 (32). S. 193–196.
10. *Nechaj A.A.* Kiberbezopasnost' i informacionnaya bezopasnost': sushchnost', sodержanie i otlichie ponyatij // XXIV Carskosel'skie chteniya, posvyashchennye 75-letiyu Pobedy v Velikoj Otechestvennoj vojne: materialy mezhdunarodnoj nauchnoj konferencii / pod obshch. red. S.G. Eremeeva. SPb., 2020. S. 229–232.
11. *Nechaj A.A.* Formirovanie bezopasnoj informacionnoj sredy // Aktual'nye problemy sovremennosti: nauka i obshchestvo. 2019. № 4 (25). S. 43–44.
12. *Polonchik O.L., Artyushkin A.B., Nechaj A.A., Polonchik E.O.* Radiolokacionnye sistemy distancionnogo zondirovaniya Zemli na baze sputnikov so stabilizaciej vrashcheniem // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2017. Vyp. 1. S. 35–41.
13. *Svinarchuk A.A., Nechaj A.A.* Ispol'zovanie kvantovyh vychislenij pri vybore upravlencheskogo resheniya // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2018. Vyp. 2. S. 31–36.
14. *Khomonenko A.D., Yakovlev E.L.* Obosnovanie arhitektury svertochnoj nejrionnoj seti dlya avtonomnogo raspoznavaniya ob'ektov na izobrazheniyah bortovoj vychislitel'noj sistemoj // Naukoemkie tekhnologii v kosmicheskikh issledovaniyah. 2018. T. 10, № 6. S. 86–93.
15. *Shajmardanov A.M., Nechaj A.A., Lepekhin S.V.* Matematicheskie modeli sistem avtomaticheskogo upravleniya s shirotno-impul'snoj modulyaciej // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2019. Vyp. 2. S. 27–39.
16. *Esaulov K.A., Yahvarov E.K., Nechaj A.A., Berezin A.S.* Metodika integracii sistemy upravleniya kiberriskami v predprinimatel'skih strukturah // Vestnik Rossijskogo novogo universiteta. Seriya "Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie". 2020. Vyp. 2. S. 80–86.
17. *Yanaeva M.V., Sinchenko E.V.* Nechetkie nejrionnye seti v intellektual'nom analize dannyh // Nauchnye trudy KubGTU. 2016. № 15. S. 80–93.