

застосування системи динамічного мінування / Ю.В. Кравченко, Р.А. Миколайчук. – К.: НУОУ, Збірник наукових праць «Труди університету». – 2011. – № 7 (106). – С. 179-183.

7. Ментус І.Е. Методика оцінки ефективності системи інженерних загороджень при веденні бойових дій по прикриттю державного кордону / І.Е. Ментус // Збірник наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України імені Б. Хмельницького. – 2008. – № 43. – С. 85-91.

8. Демідчик Ф.А. Визначення втрат диверсійно-розвідувальної групи на керованих ППМП під час нападу на важливі об'єкти на основі статистичного моделювання / Ф.А. Демідчик, Р.А. Миколайчук. – К.: НУОУ, Збірник наукових праць «Труди академії». – 2002. – № 40. – С. 106-113.

9. Ментус І.Е. Критерії оцінки ефективності системи інженерних загороджень в маневреній обороні загальновійськового з'єднання / І.Е. Ментус // Збірник

наукових праць Національної академії Державної прикордонної служби України імені Б. Хмельницького. – 2008. – № 41. – С. 73-78.

10. Кравченко Ю.В. Принципи побудови та застосування системи динамічного мінування. / Ю.В. Кравченко, Р.А. Миколайчук. – К.: НУОУ, Збірник наукових праць «Труди університету». – 2012. – № 1 (107). – С. 146-152.

11. Миколайчук Р.А. Гіпотеза динамічного мінування / Р.А. Миколайчук. – К.: НУОУ, Збірник наукових праць «Труди університету». – 2012. – № 2 (108). – С. 239-246.

12. Єріна А. М. Методологія наукових досліджень / А.М. Єріна, В.Б. Захожай, Д.Л. Єрін. – К.: Центр навчальної літератури. – 2004. – 212 с.

Рецензент: М.Ю. Яковлев, д.т.н., с.н.с., Академія сухопутних військ, Львів.

КОНЦЕПТУАЛЬНЫЕ ОСНОВЫ ПОСТРОЕНИЯ СИСТЕМЫ ДИНАМИЧЕСКОГО МИНИРОВАНИЯ

Ю.В. Кравченко, Р.А. Миколайчук, Ю.А. Фтемов

Отображены проблемные вопросы применения инженерных заграждений в современных военных конфликтах, для решения которых предлагается построение и применение системы динамического минирования. Выявлено отсутствие научно-методического аппарата для синтеза подсистем системы инженерных заграждений с динамической структурой. Применен алгебраический подход к формализации процессов функционирования системы динамического минирования. Определены концептуальные основы построения системы динамического минирования с целью повышения эффективности минно-взрывных заграждений.

Ключевые слова: минно-взрывные заграждения, эффективность инженерных заграждений, система динамического минирования.

THE CONCEPTUAL BASES OF DYNAMIC MINELAYING SYSTEM

Y. Kravchenko, R. Mykolaychuk, Y. Ftemov

The problems of application of engineer obstacles in ongoing military conflicts are shown, for solution of which construction and application of dynamic minelaying system is proposed. The absence of scientific and methodological apparatus for synthesizing subsystems of engineering obstacles with a dynamic structure is found. An algebraic approach to the formalization of the functional processes of the dynamic minelaying system is applied. The conceptual bases of dynamic minelaying system creation in order to increase efficiency of mine explosive obstacles are determined.

Keywords: mine obstacles, efficiency of engineer obstacles, dynamic minelaying system.

УДК 623.4.011

А.Н. Куприненко

Академия сухопутных войск имени гетмана Петра Сагайдачного, Львов

О ВЫБОРЕ СПОСОБА НАСТРОЙКИ ПАРАМЕТРОВ НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ПЕРСПЕКТИВНОГО ВООРУЖЕНИЯ

Проведен анализ существующих методов настройки нечетких моделей и оценка возможностей их применения для настройки параметров нечетких моделей функционирования перспективного вооружения.

Ключевые слова: перспективное вооружение, нечеткая модель, настройка параметров, обучающая выборка.

Постановка проблемы. При моделировании сложных систем, к которым относятся перспективные образцы вооружения, исследователи сталкиваются с неточным или неполным описанием процессов их функционирования.

Изменение условий ведения вооруженной борьбы, возрастание сложности вооружения и расширение круга решаемых им задач приводят к необходимости учета огромного количества факторов, влияющих на боевую эффективность перспективного вооружения.

Отдельные из этих факторов не поддаются точному количественному описанию, что приводит к непреодолимым сложностям их формализации традиционно используемыми вероятностно-статистическими методами [1-2]. Указанные обстоятельства подтверждают актуальность дальнейшего развития методов моделирования процессов функционирования перспективного вооружения.

Для выхода из сложившейся ситуации для моделирования указанных процессов в [3] предложено использовать методы нечеткой логики.

В то же время одним из недостатков моделей, построенных с использованием аппарата нечеткой логики, является то, что вид и параметры функций принадлежности, которые описывают входные и выходные переменные модели, выбираются субъективно и могут оказаться не вполне отражающими реальную действительность [4].

Анализ последних исследований и публикаций. С целью устранения указанного недостатка в начале 90-х годов появляются адаптивные модели нечеткого логического вывода, в которых подбор параметров модели ведется в процессе обучения на данных, описывающих исследуемую сложную систему. Исследованиям в этой области посвящены работы ученых Ф. Херреры (F. Herrera), Т. Фукуды (T. Fukuda), Ч. Карра (Ch. Karr), М. Лозано (M. Lozano), М. Сакава (M. Sakawa), О. Кордона (O. Cordona), Ж. Касиласа (J. Casillas), Ф. Хоффмана (F. Hoffman), Р. Янга, В.В. Круглова, А.П. Ротштейна, С.Д. Штовбы, И.А. Ходашинского и др.

Преимуществом адаптивных нечетких моделей является прозрачность осуществляемых выводов, содержательная интерпретируемость в терминах, понятных не только разработчикам, но и заказчикам.

В настоящее время не существует какого-либо общепризнанного, классического метода обучения нечетких моделей, и данная область остается не до конца проработанной.

Также недостаточным является и уровень военно-научных исследований проблем оценки эффективности перспективного вооружения с использованием адаптивных нечетких моделей.

Цель статьи. На основе результатов анализа существующих методов настройки параметров нечетких моделей провести оценку возможностей их применения для настройки параметров нечетких моделей функционирования перспективного вооружения.

Основной материал

Основная задача нечеткого моделирования заключается в нахождении конечного множества отношений вход-выход, которые описывают процесс (систему) в виде нечетких «ЕСЛИ-ТО» правил. Каждое из правил состоит из двух частей: условной и заключительной. Атецедент или условная часть содержит утверждение относительно значений входных переменных, в консеквенте или заключительной части указывается значение, которое принимает выходная переменная.

Рассмотрим задачу обучения нечеткой модели Мамдани, которая использовалась в [3]. Нечеткая модель определена как система с n входными переменными $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ и одной выходной переменной y

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n).$$

Нелинейная связь «входы-выход» описывается нечеткой базой знаний и представляет совокупность базы правил, которая формируется в результате проведения опроса специалистов (или с использованием знаний, извлеченных из экспериментальных данных) и базы данных с функциями принадлежности нечетких множеств, описывающих эти правила

$$\text{ЕСЛИ} \left(x_1 = a_1^{jk_j} \right) \text{И} \left(x_2 = a_2^{jk_j} \right) \text{И} \dots \text{И} \left(x_n = a_n^{jk_j} \right)$$

с весом w_{jk_j} , ТО $y = d_j$ для всех

$$j = \overline{1, m}, \quad (1)$$

где a_i^{jp} – нечеткий терм, которым оценивается входная переменная x_i в правиле с номером jp , $j = \overline{1, m}$, $p = \overline{1, k_j}$;

d_j – нечеткий терм, используемый для лингвистической оценки выходной переменной y на интервале $\left[\underline{y}, \overline{y} \right]$, $j = \overline{1, m}$;

k_j – количество правил, в которых выход оценивается термом d_j , $j = \overline{1, m}$;

m – количество нечетких значений выходной переменной y ;

$w_{jp} \in [0,1]$ – весовой коэффициент правила с номером jp , характеризующий субъективную меру уверенности эксперта в его истинности.

Обозначим через $\mu^{jp}(x_i)$ – функцию принадлежности входа $[x, \bar{x}]$ нечеткому терму a_i^{jp} . Как и в [3], используем гауссовы функции принадлежности

$$\mu(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2)$$

где c – координата максимума функции принадлежности;

σ – коэффициент концентрации.

Настройка нечеткой модели представляет собой задачу нелинейной оптимизации и заключается в настройке весов правил и параметров функций принадлежности атцедентов и консеквентов в процессе обучения на данных, описывающих исследуемую сложную систему [5].

Обучающую выборку, связывающую входы и выходы исследуемой зависимости, определим как

$$X_r, y_r, r = \overline{1, M}, \quad (3)$$

где $X_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rn})$ – входной вектор в r -й паре данных, y_r – соответствующий выход, M – объем выборки.

Настройка нечеткой модели состоит в минимизации среднеквадратического отклонения между фактическим значением выходной переменной y_r и спрогнозированным $F(P, W, X_r)$ [6]

$$REMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{r=1, M} (y_r - F(P, W, X_r))^2} \rightarrow \min, \quad (4)$$

где P – вектор параметров функций принадлежности входных и выходной переменных;

W – вектор весовых коэффициентов правил базы знаний;

$F(P, W, X_r)$ – результат вывода по нечеткой базе знаний Мамдани с параметрами (P, W) при значениях входов X_r .

При настройке функций принадлежности применяется пять способов, в соответствии с которыми координаты вектора P задают [6]:

- 1) коэффициенты функций принадлежности каждого нечеткого терма;
- 2) границы α -сечений каждого нечеткого терма;
- 3) лингвистические квантификаторы типа «очень», «более-менее»;

4) коэффициенты сжатия растяжения нечетких термов;

5) коэффициенты функций принадлежности, лингвистические квантификаторы, коэффициенты сжатия растяжения нечетких термов.

Результаты сравнительного анализа, проведенного в [6], показывают, что для настройки функций принадлежности целесообразно применять первый способ, который обеспечивает необходимый баланс между точностью и продолжительностью настройки нечеткой модели.

При решении задачи оптимизации (4) накладывается ограничение на линейную упорядоченность нечетких множеств, т.е. для терм-множества {«низкий», «ниже среднего», ..., «высокий»} переменной x справедливо:

$$\forall x: \mu_{low}(x) \leq \mu_{lower\ than\ average}(x) \leq \dots \leq \mu_{high}(x). \quad (5)$$

Для решения задачи настройки параметров нечетких моделей используются: метод наименьших квадратов, градиентный метод, фильтр Калмана, нейронные сети, генетические алгоритмы, алгоритмы муравьиной колонии, роящихся частиц, имитации отжига [7–9].

Все используемые методы, за исключением нейронных сетей, можно разделить на две группы.

Первая группа – классические методы оптимизации, основанные на производных: метод наименьших квадратов, градиентный метод, фильтр Калмана.

Эти методы обладают высокой скоростью сходимости, но проблема локального экстремума и «проклятие размерности» ограничивают их самостоятельное применение для настройки параметров нечетких моделей [10].

Вторая группа – метаэвристические методы: алгоритмы муравьиной колонии, роящихся частиц, имитации отжига, генетические алгоритмы [11]. Разработка этих методов происходит в рамках развития научного направления под названием «Природные вычисления» (Natural Computing), объединяющего математические методы, в которых заложены принципы природных механизмов принятия решений. К ним относятся: эволюционное программирование, ДНК-вычисления, генетические алгоритмы, нейросетевые вычисления, алгоритмы муравьиной колонии, клеточные автоматы.

Особенностью метаэвристических методов являются: коллективное поведение и простое взаимодействие в группе, самоорганизация и децентрализация управления, эволюция и адаптация, миграция, параллельность и асинхронность. Достоинство метаэвристических методов заключается в большей устойчивости, что позволяет эффективно решать задачи поиска в многомерном пространстве [12].

Результаты сравнительного анализа настройки параметров нечетких моделей, приведенные метаэвристических методов, используемых для в таблице.

Таблица

Сравнительный анализ метаэвристических методов настройки параметров нечетких моделей

Метод	Характеристика	Преимущества	Недостатки
Алгоритм имитации отжига	основан на аналогии с процессом, который происходит при кристаллизации вещества из жидкого состояния в твердое, в том числе при отжиге металлов	успешное прохождение локальных минимумов, простота реализации	очень большие временные затраты, низкая точность решений
Генетический алгоритм	основан на механизмах естественного отбора и наследования	широкая область применения, параллельная обработка множества альтернативных решений, пригодность для поиска в сложном пространстве решений большой размерности, отсутствие ограничений на вид целевой функции, ясность схемы построения	не гарантирует оптимальности полученного решения, относительно высокая вычислительная трудоемкость, невысокая эффективность на заключительных этапах эволюции, связанная со спецификой алгоритма
Непрерывный алгоритм муравьиной колонии	основаны на способности муравьев находить кратчайший путь между источником пищи и муравейником без использования визуальной информации; алгоритмы отличаются распределением вероятности, которой руководствуется муравей при выборе дуги ориентированного графа поиска решений	высокая точность решения, небольшие временные затраты	оптимальные параметры приходится определять экспериментально
Дискретный алгоритм муравьиной колонии	основаны на способности муравьев находить кратчайший путь между источником пищи и муравейником без использования визуальной информации; алгоритмы отличаются распределением вероятности, которой руководствуется муравей при выборе дуги ориентированного графа поиска решений	небольшие временные затраты	невысокая точность решения, оптимальные параметры приходится определять экспериментально
Алгоритм роящихся частиц	основан на аналогии с поведением стаи птиц и способности каждой птицы (частицы) иметь память, и хранить свою лучшую позицию в рое (пространстве поиска)	простота реализации, высокая точность решения	большие временные затраты

Из таблицы видно, что все без исключения метаэвристические методы настройки параметров нечетких моделей имеют недостатки, наименьшее количество которых характерно для непрерывного алгоритма муравьиной колонии.

Объединение преимуществ метаэвристических методов с преимуществами классических методов, основанных на производных, позволяет получать гибридные методы, использование которых обеспечивает лучший результат по сравнению с использованием методов по отдельности.

В работе [13] применяется гибридный метод на основе генетического алгоритма и метода наименьших квадратов, которые используются для настройки как antecedentов, так и consequentов правил.

Эффективность нескольких способов гибридации на основе различных комбинаций совместного использования метода наименьших квадратов, генетического алгоритма, градиентного метода, фильтра Калмана и алгоритма имитации

отжига исследована в работе [14]. В результате проведенных исследований установлено, что: 1) сходимость алгоритма зависит от правильности выбора параметров метода, которым осуществляется настройка; 2) использование метода градиентного спуска или фильтра Калмана в качестве оператора мутации генетического алгоритма для настройки параметров antecedentов нечетких «ЕСЛИ-ТО» правил и настройка consequentов методом наименьших квадратов приводит к наименьшим ошибкам вывода.

Также в работе [14] показано, что совместное использование двух метаэвристических методов дает результат хуже, чем применение метаэвристики совместно с методом, основанным на производных. Это объясняется тем, что основанные на производных методы лучше справляются с задачей нахождения локального оптимума после сужения области поиска.

В работах [15-16] для повышения интерпретируемости, точности и эффективности настройки

нечетких моделей предложено использовать алгоритмы муравьиной колонии. Полученные результаты свидетельствуют о более высокой скорости сходимости по сравнению с использованием генетических алгоритмов и алгоритмов имитации отжига.

Гибридные методы, основанные на алгоритмах муравьиной колонии, дифференциальной эволюции, модифицированном методе наименьших квадратов и градиентного спуска, разработаны в [17].

Эффективность использования алгоритмов муравьиной колонии также подтверждена в [18].

В работе [19] предлагается гибридный метод, основанный на параллельной работе генетического алгоритма и градиентного метода. С помощью генетического алгоритма находят начальное приближение, локализованное в области экстремума, а затем положение экстремума уточняют градиентным методом.

Проведенный анализ не претендует на полноту, но позволяет сделать вывод о том, что для настройки нечетких моделей целесообразно применять гибридные методы, основанные на алгоритмах муравьиной колонии.

Характерной особенностью рассмотренных методов настройки нечетких моделей, в том числе и аппарата нейронных сетей, является использование так называемой четкой обучающей выборки, состоящей из совокупности количественных пар «входы – выход».

В то же время длительный цикл создания образцов вооружения подтверждает тесную связь задачи моделирования процессов функционирования перспективного вооружения с долгосрочным прогнозированием (более 10 лет). В данном случае бессмысленно говорить о возможности точного и однозначного описания этих процессов.

Поэтому в реальных условиях достаточного количества четких данных, описывающих моделируемые процессы, и необходимого для настройки модели найти, как правило, не представляется возможным.

Информация, которую реально удается собрать для решения задачи оценки эффективности перспективного вооружения, оказывается неполной и неточной [2]. Авторами [20, с. 7] отмечается: «Оценка будущего на основе статистических данных о прошлом всегда требует неформальных предположений о дальнейшем ходе процесса или повторения того или иного события. Принятие решений в этих условиях выходит за пределы обобщения и распространения опыта прошлого на будущее и требует использования информации, основанной на суждениях или гипотезах о будущем». Поэтому использование обучающей выборки на основе данных о существующих и

перспективных на определенный период времени образцах вооружения и применение их к прогнозированным значениям боевых свойств и тактико-технических характеристик вооружения на долгосрочную перспективу может, в лучшем случае, учесть краткосрочные тенденции развития вооружения, но не позволяет учитывать его качественной новизны и сложности, связанной, например, с развитием оружия на новых физических принципах действия, комплексированием средств разведки, управления и поражения и т.п.

В то же время настройка нечетких моделей может осуществляться на основе знаний экспертов [5, 21–23]. В этом случае для настройки используется нечеткая обучающая выборка, которая определяется как M пар экспертных данных в соответствии с (3).

В обучающей выборке значения входных и выходных переменных могут задаваться не только числами, но и термами, например, «низкий», «средний», «высокий» и т.п. Эти термы формализуются нечеткими множествами с помощью функций принадлежности.

Степени принадлежности входов и выходов к термам из базы знаний (1) определяются по-разному. В четком случае степень принадлежности рассчитывается подстановкой текущего значения переменной, например, в формулу (2). При нечетких исходных данных определяются степени принадлежности одного нечеткого множества к другому. Согласно [24], эта степень принадлежности равна высоте пересечения этих нечетких множеств.

Анализ результатов исследований, проведенных в [6, 21–23], показал, что при проведении настройки нечетких моделей возникают следующие сложности:

функции принадлежности соседних нечетких множеств могут быть сильно схожими (накладываться одна на другую), может нарушаться линейная упорядоченность терм-множеств (5);

нарушения содержательной интерпретации крайних термов;

неполное покрытие нечеткими множествами интервала возможных значений переменных;

необходимость в большой нечеткой выборке (для достижения необходимой точности модели нечеткая выборка должна быть в 3–4 раза больше, чем четкая).

В процессе использования нечетких обучающих выборок для настройки нечетких моделей функционирования перспективного вооружения могут также возникнуть сложности, связанные с большим разбросом и разнообразием, противоречивостью и непродуманностью суждений, а также неоднозначностью понимания экспертами вербальных оценок. Одна и та же вербальная

оценка, например, «низкая эффективность», может иметь у разных экспертов различное понимание, что может вызвать существенные затруднения из-за их несогласованности.

Сложившиеся обстоятельства вызывают необходимость развития не только научно-методического аппарата анализа и обработки экспертных оценок, а и способов их получения, которые должны обеспечивать устойчивость и стабильность суждений, необходимых для дальнейшего использования в решении задачи прогнозирования процессов функционирования вооружения на долгосрочную перспективу.

Выводы

На ранних этапах создания перспективного вооружения во время проведения военно-научных исследований важное значение имеет оценка эффективности применения вооружения в возможных военных конфликтах, которая проводится на основе моделирования процессов его функционирования.

Сложность формализации факторов, влияющих на боевую эффективность перспективного вооружения и не поддающихся точному количественному описанию традиционно используемыми методами, вызывает необходимость их дальнейшего развития.

Для выхода из сложившейся ситуации предложено использовать адаптивные модели нечеткого логического вывода.

Использование для настройки нечетких моделей функционирования перспективного вооружения существующих методов настройки параметров нечетких моделей, основанных на четкой обучающей выборке, не представляется возможным ввиду отсутствия достаточного количества адекватных необходимому периоду прогнозирования данных для настройки. Использование нечетких обучающих выборок осложняется большим разнообразием, разбросом, противоречивостью суждений, неоднозначностью понимания экспертами вербальных оценок.

Полученные результаты свидетельствуют о необходимости разработки способа получения устойчивых и стабильных экспертных оценок, учитывающих тенденции развития вооруженной борьбы, вооружения на долгосрочную перспективу.

Разработка такого способа является целью дальнейших исследований.

Список литературы

1. Чобиток В.А. Оценка боевой эффективности и технического совершенства вооружения и техники / В.А. Чобиток. – К.: КВТИУ, 1984. – 60 с.
2. Мартыщенко Л.А. Методы военно-научных исследований в задачах разработки и испытания

вооружения / Л.А. Мартыщенко, В.В. Панов. – Ч. 1. – М.: МО, 1981. – 280 с.

3. Куприненко А.Н. Обоснование методов моделирования процессов функционирования перспективного вооружения / А.Н. Куприненко // Військово-технічний збірник. – № 2(5). – 2011. – С. 31-38.

4. Круглов В.В. Нечёткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 221 с.

5. Espinosa J. Fuzzy logic, identification and predictive control / J. Espinosa, J. Vandewalle, V. Wertz. – London: Springer-Verlag, 2005. – 263 p.

6. Штовба С.Д. Обеспечение точности и прозрачности нечеткой модели Мамдани при обучении по экспериментальным данным / С.Д. Штовба // Проблемы управления и информатики. – 2007. – № 4. – С. 102-114.

7. Борисов В.В. Нечеткие модели и сети / В.В. Борисов, В.В. Круглов, А.С. Федулов. – М.: Горячая линия - Телеком, 2007. – 284 с.

8. Ротиштейн А.П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А.П. Ротиштейн. – Винница: «УНІВЕРСУМ»-Вінниця, 1999. – 320 с.

9. Ходашинский И.А. Основанные на производных и метаэвристические методы идентификации параметров нечетких моделей / И.А. Ходашинский, В.Ю. Гнездилова, П.А. Дудин, А.В. Лавыгина // Труды VIII международной конференции «Идентификация систем и задачи управления» SICPRO '08. – М.: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. – 2009. – С. 501-529.

10. Круглов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – 2-е изд. – М.: Горячая линия - Телеком, 2002. – С. 382.

11. Dreo J. Metaheuristics for hard optimization: Simulated Annealing, Tabu Search, Evolutionary and Genetic Algorithms, Ant Colonies. Methods and case studies / J. Dreo, A. Petrowski, P. Siarry, E. Taillard. – Berlin: Springer, 2006. – 369 p.

12. Ходашинский И.А. Идентификация нечетких систем: методы и алгоритмы / И.А. Ходашинский // Проблемы управления. – 2009. – № 4. – С.15-23.

13. Warwick K. Genetic least squares for system identification / K. Warwick, Y., H. Kang, R. J. Mitchell // Soft Computing Springer-Verlag. – 1999. – № 3. – P. 200-205.

14. Лавыгина А.В. Алгоритмы и программные средства настройки параметров нечетких моделей на основе гибридных методов: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.18 / Лавыгина Анна Владимировна. – Томск, 2010. – 162 с.

15. Cassillas J., Cordon O., Viana I., Herrera F. Learning cooperative linguistic rules using the best-worst ant system algorithm / J. Cassillas, O. Cordon, I. Viana, F. Herrera // Journal of Intelligent Systems. – 2005. – Vol. 20. – P. 433-452.

16. Cassillas J., Cordon O., Herrera F. Learning fuzzy rules using ant colony optimization algorithms / J. Cassillas, O. Cordon, F. Herrera // Proc. 2nd Workshop on Ant

Algorithms – from Ant Colonies to Artificial Ants. – Brussels, 2000. – P. 13-21.

17. Дудин П. А. Гибридные алгоритмы муравьиной колонии для идентификации параметров нечетких систем: автореф. канд. дис. на соиск. уч. степени канд. техн. наук: спец. 05.13.18 – «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ» / П.А. Дудин. – 2011. – 25 с.

18. Juang Chia-Feng. *Combination of Particle Swarm and Ant Colony Optimization Algorithms for Fuzzy Systems Design* / Juang Chia-Feng // *Fuzzy Systems.* – February 2010. – P. 195-208.

19. Паклин Н.Б. Адаптивные модели нечеткого вывода для идентификации нелинейных зависимостей в сложных системах: дис. канд. техн. наук: 05.13.18 / Паклин Николай Борисович. – Ижевск, 2004. – 167 с.

20. Бешелев С.Д. Математико-статистические методы экспертных оценок / С.Д. Бешелев, Ф.Г. Гурвич. – М.: Статистика, 1980. – 263 с.

21. Ротштейн А.П., Штовба С.Д. Идентификация нелинейной зависимости нечеткой базой знаний с нечеткой обучающей выборкой / А.П. Ротштейн, С.Д. Штовба // *Кибернетика и системный анализ.* – 2006. – № 2. – С. 17–24.

22. Штовба С.Д. Навчання нечіткої бази знань за вибіркою нечітких даних / С.Д. Штовба // *Штучний інтелект.* – 2006. – № 4. – С. 560–570.

23. Штовба С.Д. Настройка нечеткой модели по обучающей выборке с нечетким выходом / С.Д. Штовба // *Кибернетика и системный анализ.* – 2007. – № 3. – С. 26–32.

24. Zimmerman H.J. *Fuzzy set theory and its applications* / H.J. Zimmerman. – Kluwer Academic Publishers, 3rd ed. – 1996. – 435 p.

Рецензент: М.Ю. Яковлев, д.т.н., с.н.с., Академия сухопутных войск, Львов.

ПРО ВИБІР СПОСОБУ НАВЧАННЯ НЕЧІТКОЇ МОДЕЛІ ФУНКЦІОНУВАННЯ ПЕРСПЕКТИВНОГО ОЗБРОЄННЯ

О.М. Купріненко

Проведено аналіз існуючих методів настроювання нечітких моделей та оцінка можливостей їх застосування для настроювання параметрів нечітких моделей функціонування перспективного озброєння.

Ключові слова: перспективне озброєння, нечітка модель, настроювання параметрів, навчальна вибірка.

ON THE CHOICE OF THE METHOD OF SETTINGS FOR FUZZY MODEL OF THE ADVANCED WEAPONS OPERATION

O. Kuprinenko

The analysis of existing methods of fuzzy set models study and assessment of the possibility of their application in the study of future weapons fuzzy models operation has been carried out.

Keywords: advanced weapons, fuzzy model, parameters setting, training set.

УДК 623.451.4.081.23 : 623.562.3

О.Ю. Ларін

Центральний науково-дослідний інститут озброєння та військової техніки ЗС України, Київ

АНАЛІЗ СТАНУ ТА ПРОБЛЕМ РОЗВИТКУ БРОНЕБІЙНО-ПІДКАЛІБЕРНИХ БОЄПРИПАСІВ

В роботі надається характеристика сучасного стану бронейно-підкаліберних снарядів до 120-мм та 125-мм танкових гладкоствольних гармат. Розглянуті питання впливу конструкції активних частин бронейно-підкаліберних снарядів на їх бронепробивну здатність. Визначені проблеми розвитку цього типу боєприпасів.

Ключові слова: бронейно-підкаліберний снаряд, комбінована броня, бронейний сердечник, здатність до бронепробиття.