

УДК 004.89
МРНТИ 28.23.00

МНОГОФУНКЦИОНАЛЬНАЯ МУЛЬТИАГЕНТНАЯ SMART-СИСТЕМА НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННЫХ АЛГОРИТМОВ РОЕВОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Г.А. САМИГУЛИНА¹, Ж.А. МАСИМКАНОВА²

¹АО «Казахстанско-Британский технический университет»

¹Институт информационных и вычислительных технологий КН МОН РК

²Казахский Национальный университет им. аль-Фараби

Аннотация: Статья посвящена разработке многофункциональной мультиагентной Smart-системы прогнозирования и управления сложными объектами на основе модифицированных алгоритмов роевого интеллекта и искусственных иммунных систем. Разработан модифицированный алгоритм CPSOIW-CS на основе кооперативного алгоритма роя частиц с весом инерции (CPSOIW) и алгоритма клональной селекции (CS). Предварительная обработка данных и выделение информативных дескрипторов выполняются на основе CPSOIW алгоритма. Применение CPSOIW алгоритма позволяет более детально и быстро исследовать многомерное пространство и избежать преждевременной сходимости. Распознавание образов и прогноз осуществляются с использованием CS алгоритма. В работе показана актуальность и перспективность внедрения разработанной системы в реальное производство. Разработана структурная схема многофункциональной мультиагентной Smart-системы. Созданы следующие агенты: агент базы данных, менеджер агент, агент помощник, онтологический агент, кооперативный агент роя частиц с весом инерции, агент распознавания образов и агент оценки прогнозирования, а также описаны их функции. Создано программное обеспечение MCPSO (Multi-agent Cooperative Particle Swarm Optimization) на языке программирования Python, предназначенное для обработки многомерных данных, выделения информативных дескрипторов и построения оптимального набора параметров, характеризующих объект, которое является модулем многофункциональной мультиагентной Smart-системы.

Ключевые слова: мультиагентная Smart-система, прогнозирование, управление сложными объектами, модифицированные алгоритмы роевого интеллекта, искусственные иммунные системы

MULTIFUNCTIONAL MULTI-AGENT SMART-SYSTEM BASED ON MODIFIED SWARM INTELLIGENCE ALGORITHMS

Abstract: The article is devoted to the development of multifunctional multi-agent Smart-system for prediction and control of complex objects based on modified swarm intelligence algorithms and artificial immune systems. Modified CPSOIW-CS algorithm has been developed based on cooperative particle swarm optimization with inertia weight (CPSOIW) and clonal selection (CS) algorithm. Preliminary data processing and selection of informative descriptors have been performed based on CPSOIW algorithm. The application of CPSOIW algorithm allows more detailed and fast exploration of multidimensional space and avoid premature convergence. Pattern recognition and prediction have been carried out using CS algorithm. In paper relevance and prospects of the developed system in real production have been shown. The block schema of multifunctional multi-agent Smart-system has been developed. The following agents have been created: database agent, manager agent, assistant agent, ontological agent, cooperative particle swarm agent with inertia weight, pattern recognition agent and prediction evaluation agent, also their functions have been described. The MCPSO (Multi-agent Cooperative Particle Swarm Optimization) software has been developed in Python programming language to process multidimensional data, select informative descriptors and create an optimal set of parameters characterizing an object and it is a module of multifunctional multi-agent Smart system.

Keywords: multi-agent Smart-system, prediction, control of complex objects, modified swarm intelligence algorithms, artificial immune systems

ҮЙІР ИНТЕЛЛЕКТІСІ МОДИФИКАЦИЯЛАНҒАН АЛГОРИТМДЕРІНІҢ НЕГІЗІНДЕГІ КӨПФУНКЦИОНАЛДЫ МУЛЬТИАГЕНТТІК SMART-ЖҮЙЕ

Аңдатпа: Мақала үйір интеллекті мен жасанды иммундық жүйелердің модификацияланған алгоритмдері негізінде күрделі объектілерді болжау және басқару үшін көпфункционалды мультиагенттік Smart-жүйесін құрастыруға арналған. Модификацияланған CPSOIW-CS алгоритм инерция салмағы бар кооперативтік үйір интеллектісі (CPSOIW) мен клоналды іріктеу (CS) алгоритмдерінің негізінде құрылды. Деректерді алдын ала өңдеу және ақпараттық дескрипторларды таңдау CPSOIW алгоритмі негізінде орындалды. CPSOIW алгоритмін қолдану көпөлішемді кеңістікті барынша кең және жылдам зерттеуге, мерзімінен бұрын жақындасуды болдырмауға мүмкіндік береді. Үлгіні тану және болжау CS алгоритмі арқылы жүзеге асырылады. Мақалада құрылған жүйені нақты өндіріске енгізудің өзектілігі мен келешегі көрсетілді. Көпфункционалды мультиагенттік Smart-жүйенің құрылымдық сызбасы берілді. Келесідей агенттер құрылды: деректер базасы агенті, менеджер агенті, көмекші агенті, онтологиялық агенті, инерция салмағы бар кооперативтік үйір агенті, үлгілерді тану агенті және болжамды бағалау агенті, сондай-ақ олардың функциялары сипатталды. Көп өлішемді деректерді өңдеуге, ақпараттық дескрипторларды іріктеуге және объектіні сипаттайтын оңтайлы параметрлер жиынтығын құруға арналған MCP SO (Multi-agent Cooperative Particle Swarm Optimization) бағдарламалық қаптамасы Python программалау тілінде құрылды және ол көпфункционалды мультиагенттік Smart-жүйенің модулі болып табылады.

Түйінді сөздер: мультиагенттілік Smart-жүйе, болжау, күрделі объектілерді басқару, үйір интеллектісінің модификацияланған алгоритмдері, жасанды иммундық жүйелер

Введение

Для решения приоритетных задач эффективной цифровой трансформации промышленности Казахстана актуальна разработка и целенаправленное внедрение инновационных Smart-технологий для управления и оптимизации производства. Широкое использование современных интеллектуальных подходов позволяет осуществлять мониторинг и диагностику оборудования, прогнозирование и управление производственными процессами в режиме реального времени, повышает эффективность и производительность труда, а также снижает себестоимость продукции [1]. Существует большое количество публикаций, посвящённых данной проблеме. Например, в работе [2] интеллектуальные методы успешно применяются для прогнозирования состояний сложных промышленных объектов и своевременного оповещения об аварийных ситуациях. Интересные приложения разработаны для нефтегазовой отрасли. В исследованиях [3] затрагиваются вопросы обеспечения непрерывного сбора данных, мониторинга акти-

вов и состояния окружающей среды в режиме реального времени с использованием тысячи датчиков, установленных в подземных скважинах и наземных сооружениях, данных метеослужбы и так далее. Обработка, анализ полученных данных, а также составление карты изменений в месторождениях позволяют увеличить добычу нефти и газа, оптимизировать затраты, снизить воздействие экологических рисков и повысить безопасность процесса нефтедобычи.

Среди интеллектуальных подходов в последнее время наблюдается большой интерес к применению алгоритмов роевого интеллекта. Активно развиваются алгоритмы муравьиных [4] и пчелиных колоний [5], метод роя частиц [6], алгоритм перемещения бактерий, серых волков и другие. Данные подходы успешно применяются при решении оптимизационных задач в нефтегазовой отрасли. В работе [7] используется алгоритм муравьиной колонии (ACO, Ant colony optimization) для определения оптимального количества

газа в скважинах для трёх месторождений. В статье [8] предлагается пчелиный алгоритм для размещения объектов. Алгоритм основан на децентрализованном поведении интеллектуальных агентов, которые представляют собой самоорганизующуюся систему. В исследовании [9] представляется алгоритм роя частиц (PSO, Particle swarm optimization) для определения оптимальной комбинации параметров бурения.

Основными недостатками классического алгоритма PSO являются преждевременная сходимость и локальный оптимум. Для исключения этих недостатков и улучшения эффективности работы с многомерными данными широко используются модифицированные алгоритмы, такие как кооперативный PSO алгоритм (CPSO, Cooperative Particle Swarm Optimization), PSO алгоритм с комплексным обучением (CLPSO, Comprehensive Learning PSO) и PSO алгоритм с весом инерции (IWPSO, Inertia weight PSO). В статье [10] рассматривается модифицированный алгоритм MSCPSO, созданный на основе Multi-Swarm Self-Adaptive and CPSO алгоритма. В данном модифицированном алгоритме для решения проблемы попадания в локальный оптимум и улучшения решений используются несколько стратегий.

Современные тенденции показывают широкое применение мультиагентных систем (МАС) в различных приложениях для нефтегазовой отрасли. Мультиагентные системы позволяют разработать распределённые системы управления на основе автономных и взаимодействующих агентов, которые демонстрируют надёжность, гибкость, адаптивность, модульность и реконфигурируемость [11]. В работе [12] применяется интегрированная модель на основе PSO алгоритма и мультиагентного подхода для оптимального распределения ресурсов. В статье [13] рассматривается многослойная мультиагентная система (Multi-layered Multi-Agent System) для распределения производственных ресурсов. В исследовании [14] описывается PSO алгоритм на основе мультиагентного подхода (MAPSO, Multi-Agent Particle Swarm

Optimization) для распределения энергетической нагрузки энергосистемы.

Существует много исследований по применению подхода искусственных иммунных систем (ИИС) для задач прогнозирования. В работе [15] предлагается иммунный клональный PSO алгоритм (Immune clonal PSO), в котором выбор клонального оператора значительно увеличивает способность PSO алгоритма к глобальному поиску и решает задачу быстрой сходимости. В статье [16] описывается гибридный алгоритм клональной селекции с комбинаторной рекомбинацией и модифицированными операторами гипермутации для глобальной оптимизации. При проверке эффективности, точности, стабильности и надёжности алгоритма применяется 16 часто используемых тестовых функций.

Вышеизложенный литературный обзор подтверждает актуальность применения модифицированных алгоритмов роевого интеллекта и ИИС для многофункциональной мультиагентной Smart-системы прогнозирования и управления сложными объектами.

1. Постановка задачи

Постановка задачи формулируется следующим образом: необходимо разработать многофункциональную мультиагентную Smart-систему прогнозирования и управления сложными объектами на основе модифицированных алгоритмов роевого интеллекта и искусственных иммунных систем.

2. Методы решения и алгоритмы

При создании Smart-системы прогнозирования и управления сложными объектами разработан модифицированный алгоритм на основе совместного применения кооперативного алгоритма роя частиц с весом инерции (CPSOIW, Cooperative PSO with inertia weight) и алгоритма искусственных иммунных систем клональной селекции (CS, Clonal Selection).

В классическом кооперативном алгоритме роя частиц (CPSO, Cooperative particle swarm optimization) общая популяция агентов делится на один основной рой и несколько

подчинённых роев [17]. Агенты основного роя ориентированы на глобальный поиск, а агенты подчинённого роя предназначены для интенсивного локального поиска. Кооперации агентов, обмен информацией и перегруппировка популяции агентов позволяют быстро и точно сходиться к глобальному оптимальному решению. В CPSO алгоритме при итерации вес инерции не меняется, поэтому предлагается совместное использование IWPSO алгоритма. Это позволяет более эффективно и быстро исследовать многомерное пространство, предотвратить преждевременную сходимость и выделять оптимальный набор данных.

На рисунке 1 представлена кооперация агентов CPSOIW алгоритма.

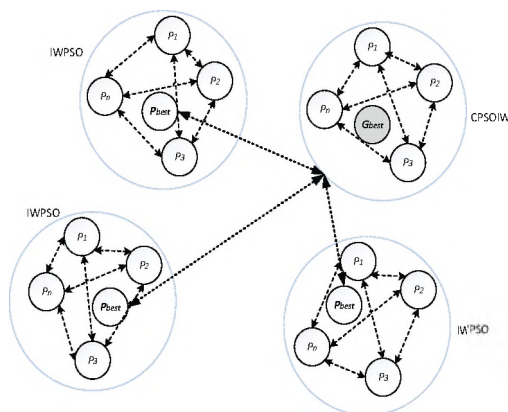


Рис.1 – Кооперация агентов CPSOIW алгоритма

В предложенном модифицированном CPSOIW-CS алгоритме для решения задачи оптимизации данных и выделения информативных параметров используется CPSOIW алгоритм, а прогноз осуществляется с использованием CS алгоритма.

Алгоритм CPSOIW-CS:

Шаг 1. Решается задача построения оптимального набора дескрипторов на основе CPSOIW алгоритма.

Шаг 1.1. Задается количество агентов для основного и подчинённого роя. Случайно генерируются начальные положения x_i и скорости v_i агентов, где $i = 1, 2, \dots, n$. Вводятся следующие коэффициенты: вес инерции $iter_{max}$, количество итераций, коэффициенты ускорения c_1, c_2 .

Шаг 1.2. Каждый подчинённый рой характеризуется вектором p_g^s , который показывает лучшее положение агентов в рое. Осуществляется кооперация агентов при глобальном поиске с помощью этих векторов.

Шаг 1.3. Осуществляется выбор и вычисление фитнес-функции [18].

Шаг 1.4. Сравняются текущее значение фитнес-функции $f(x_i^s(t+1))$ и лучшее значение фитнес-функции $f(p_g^s)$.

Шаг 1.5. Лучшее положение агента сохраняется как вектор подчинённого роя p_g^s .

Шаг 1.6. Определяются начальный (w_{min}) и конечный вес инерции (w) частицы. Расчет веса инерции (w_{max}) частицы осуществляется по формуле:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} k,$$

где $iter_{max}$ – максимальное количество итераций, k – текущая итерация.

Шаг 1.7. Рассчитывается фактор миграции ϕ по формуле:

$$\phi = \begin{cases} 0 & Gbest^s < Gbest^M, \\ 0.5 & Gbest^s = Gbest^M, \\ 1 & Gbest^s > Gbest^M. \end{cases}$$

Шаг 1.8. Векторы подчинённых роев передаются в основной рой.

Шаг 1.9. Сравняются векторы подчинённых роев с вектором основного роя.

Шаг 1.10. Вектор основного роя сохраняется как лучший вектор всего роя.

Шаг 1.11. Обновляются положения $x_i^M(t+1)$ и скорости $v_i^M(t+1)$ агентов основного роя.

Шаг 1.12. Проверяется критерий остановки $k < iter_{max}$.

Шаг 1.13. Сохраняется лучшее значение p_g^M всего роя.

Шаг 1.14. Определяется оптимальный набор параметров системы и осуществляется редукция малоинформативных дескрипторов.

Шаг 2. Решается задача распознавания образов на основе алгоритма клональной селекции [19].

Шаг 2.1. Прежде всего произвольно инициализируется начальная популяция антител.

Шаг 2.2. Вычисляется значение фитнес-функции и определяется аффинность каждого антитела.

Шаг 2.3. Выбирается подмножество антител с самой высокой аффинностью.

Шаг 2.4. Осуществляется клонирование отобранных антител и создается популяция клонов.

Шаг 2.5. Выполняется гипермутация антител из популяции клонов и выбирается подмножество антител с самой высокой аффинностью из популяции измененных клонов.

Шаг 2.6. Заменяется подмножество анти-

тел с низкой аффинностью с новыми антителами.

Шаг 3. Выполняется оценка прогноза.

Шаг 4. Осуществляется принятие решения.

3. Результаты моделирования

На рисунке 2 представлена структурная схема многофункциональной мультиагентной Smart-системы и описаны функции агентов. Созданы следующие агенты: менеджер агент, агент базы данных, агент помощник, онтологический агент, кооперативный агент роя частиц, агент распознавания образов, агент оценки прогнозирования.



Рис. 2 – Структурная схема многофункциональной мультиагентной Smart-системы

Для реализации мультиагентной Smart-системы прогнозирования и управления сложными объектами разработано программное обеспечение (ПО) «MCPSO (Multi-agent Cooperative Particle Swarm Optimization)», предназначенное для построения оптимального набора параметров, характеризующих объект на языке программирования Python.

На рисунке 3 показан интерфейс ПО «MCPSO», который состоит из: кнопки подключения базы данных, поля для ввода параметров, кнопка «Run» для запуска/приостановки работы системы, панели для отображения базы данных в виде таблицы и панели вывода результатов в виде графика и текста.

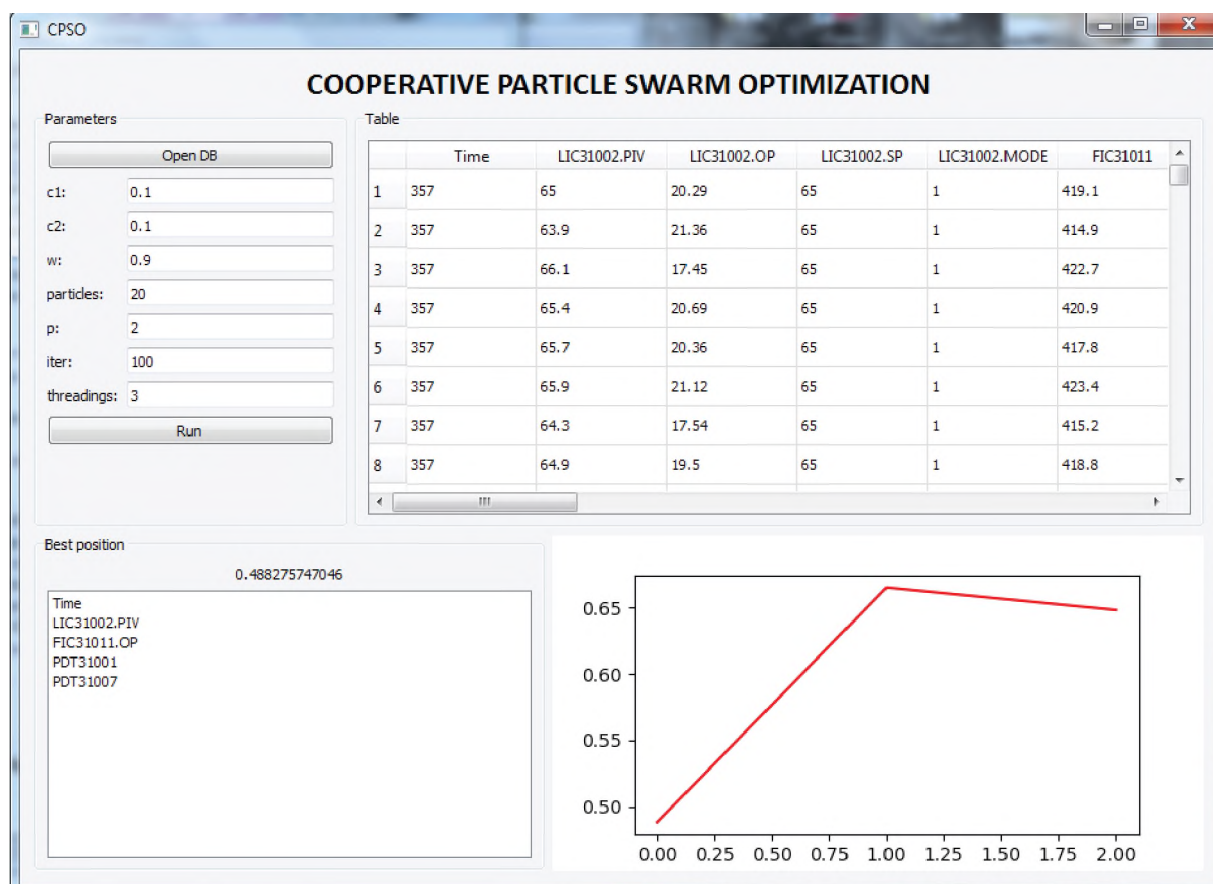


Рис. 3 – Интерфейс ПО «MCPSO»

Заключение

Разработанная многофункциональная мультиагентная Smart-система на основе модифицированного кооперативного алгоритма роя частиц с весом инерции позволяет осуществлять предварительную обработку многомерных данных и формировать оптимальный набор дескрипторов для дальнейшего прогнозирования состояния сложных

объектов нефтегазовой отрасли на основе подхода искусственных иммунных систем с использованием алгоритма клональной селекции. Применение данной Smart-системы позволяет существенно сократить временные и финансовые затраты при прогнозировании и управлении сложными объектами промышленной автоматизации.

Работа выполнена по гранту КН МОН РК по теме: «Разработка когнитивной Smart-технологии для интеллектуальных систем управления сложными объектами на основе подходов искусственного интеллекта» (2018-2020 гг.).

ЛИТЕРАТУРА

1. Andreadisa G., Klazogloub P., K. Niotakib, K. D. Bouzakisa Classification and Review of Multi-Agents Systems in the Manufacturing Section // *Procedia Engineering*. – 2014. – Vol. 69. – P. 282-290.
2. Sayda A.F. Multi-agent Systems for Industrial Applications: Design, Development, and Challenges // In book: *Multi-Agent Systems - Modeling, Control, Programming, Simulations and Applications*. – 2011. – DOI: 10.5772/15696.
3. Quoniam L., Baaziz A. How to use Big Data technologies to optimize operations in Upstream Petroleum Industry // https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00944668/file/Paper_IJI_Baaziz_Quoniam
4. Yaralidarani M., Shahverdi H. An improved Ant Colony Optimization (ACO) technique for estimation of flow functions from core-flood experiments // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*. – 2016. – Vol. 33. – P. 624-633.
5. Nozohour-leilabady B., Fazelabdolabadi B. On the application of artificial bee colony (ABC) algorithm for optimization of well placements in fractured reservoirs; efficiency comparison with the particle swarm optimization (PSO) methodology // *Petroleum*. – 2016. – Vol. 2, Issue 1. – P. 79-89.
6. Huang S., Tian N., Wang Y., Ji Z. Particle swarm optimization using multi-information characteristics of all personal-best information // *Springer Plus*. – 2016. – Vol. 5 (1632). <https://doi.org/10.1186/s40064-016-3244-8>.
7. Ghaedi M., Ghotbi C., Aminshahidy B. The optimization of gas allocation to a group of wells in a gas lift using an efficient Ant Colony Algorithm (ACO) // *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization and Environmental Effects*. – 2014. – Vol. 36, Issue 11. – C. 1234-1248.
8. Абрамов А.С. Методы искусственного интеллекта для решения задачи оптимального размещения кустовых площадок и распределения скважин между ними. – 2016. – №4 (736). – С. 25-29.
9. Self R., Atashnezhad A., Hareland G. Reducing. Drilling Cost by finding Optimal Operational Parameters using Particle Swarm Algorithm // *Proc. of Society of Petroleum Engineers Source SPE Deepwater Drilling and Completions Conference*. URL: <https://www.researchgate.net/publication/304998993>.
10. Zhang J., Ding X. A Multi-Swarm Self-Adaptive and Cooperative Particle Swarm Optimization // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2011. – Vol. 24, Issue 6. – P. 958-967.
11. Leitao P. Multi-agent Systems in Industry: Current Trends & Future Challenges // *Beyond Artificial Intelligence. Topics in Intelligent Engineering and Informatics*. – Springer, 2013. – Vol 4. – P. 197-201.
12. Wang L., Wang Z., Yang R. Intelligent Multiagent Control System for Energy and Comfort Management in Smart and Sustainable Buildings // *IEEE transactions on Smart grid*. – 2012. – Vol. 3, No. 2. – P. 605-617.
13. Lindegaard Mikkelsen L., Næumann J.R., Demazeau Y., Jørgensen B.N. Demonstrating Multi-layered MAS in Control of Offshore Oil and Gas Production // *Advances on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems. PAAMS 2013. Lecture Notes in Computer Science*. – 2013. – Vol. 7879. – P. 300-303.
14. Wu C., Li H., Wu L., Wu Z. Agent Particle Swarm Optimization for Power System Economic Load Dispatch // *Journal of Computer and Communications*. – 2015. – Vol. 3. – P. 83-89.
15. Li R., Zhan W., Hao Z. Artificial Immune Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Clonal Selection // *Boletín Técnico*. – 2017. – Vol. 55, Issue 1. – P. 158-164.

16. Zhang W., Lin J., Jing H., Zhang Q. A Novel Hybrid Clonal Selection Algorithm with Combinatorial Recombination and Modified Hypermutation Operators for Global Optimization // Computational Intelligence and Neuroscience. – 2016. - <http://dx.doi.org/10.1155/2016/6204728>.
17. Yang J., Zhu H., Wang Y. An Orthogonal Multi-Swarm Cooperative PSO Algorithm with a Particle Trajectory Knowledge Base // Symmetry. – 2017. – Vol. 9(1), No. 15. – DOI: 10.3390/sym9010015.
18. Hall M.A. Correlation-based Feature Selection for Machine Learning, Thesis of Doctoral dissertation. – The University of Waikato, 1999.
19. Ulutas B., Kulturel-Konak S. A review of clonal selection algorithm and its applications // Artificial Intelligence Review. – 2011. – Vol. 36 (2). – P. 117-138.