

**РОЕВОЙ ИНТЕЛЛЕКТ В ЗАДАЧАХ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ И СОСТОЯНИЙ ПРИРОДНО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ И ОБЪЕКТОВ****А.В. Скатков, А.А. Брюховецкий, Д.В. Моисеев, И.А. Скатков**

ФГАОУ ВО «Севастопольский государственный университет»,  
РФ, г. Севастополь, ул. Университетская, 33, 299053  
E-mail: dmitriymoiseev@mail.ru

Рассматривается подход к решению задачи обнаружения и классификации аномалий и состояний природно-технических систем и объектов с использованием методов роевого интеллекта. К числу основных направлений развития предлагаемого подхода относятся муравьиные алгоритмы, алгоритмы роя пчел, метод роя частиц. Предложена структура системы роевого интеллекта поддержки принятия решения на основе коллективных правил предпочтения. Применение предложенного подхода позволяет оптимизировать процессы обработки, анализа, интеграции гетерогенных данных, повысить чувствительность, достоверность и оперативность принимаемых решений.

**Ключевые слова:** обнаружение аномалий, роевой интеллект, классификация состояний, коллективные правила предпочтения, принятие решений.

Поступила в редакцию: 16.08.2021.

**Введение.** Идейная основа предполагаемой статьи близка к позиции Тейяра де Шардена, основоположника научного креационизма и ветви философии – тейярдизма, который призывает: «Выражайте свою уникальность, чтобы способствовать всемирному прогрессу».

Из чего следует предлагаемый нами принцип построения сложных систем и объектов: индивидуальное совершенствование – один из немногих путей к коллективному процветанию и гармонии. Неконтролируемое вторжение человека в окружающую среду, вызванное его хозяйственной деятельностью, особенно в связи с появлением новых промышленных производств, приводит к ухудшению состояния экологической обстановки и, как следствие, к снижению качества уровня жизни людей. Под усилившимся влиянием негативного человеческого воздействия на окружающую среду за последние десятилетия произошло большое число локальных экологических катастроф. В настоящее время особенно насущны проблемы, связанные с контролем загрязнения грунта, воздушной среды, морских и речных акваторий. В связи с этим возникает объективная потребность разработки методов и средств, предназначенных для реализации системы непрерывного монито-

ринга ключевых показателей окружающей среды и прогнозирования возникновения аномальных состояний экосистем. Поэтому решение задачи обнаружения аномалий и состояний природно-технических систем (ПТС) и объектов (ПТО) является своевременной и актуальной. Комплексное использование средств оперативного мониторинга, математического и имитационного моделирования с применением методов искусственного интеллекта позволит контролировать состояние экосистемы и прогнозировать динамику ее изменения, предупреждать о возможных аномалиях и предотвращать тем самым возникновение критических ситуаций.

Решение задачи обнаружения аномалий ПТС и ПТО ведется с применением самых различных методов. К ним относятся методы:

использующие модели многомерных распределений [1], базирующиеся на статистических моделях [2, 3], распознавания на основе байесовых сетей и решающих деревьев [4], нейронных сетей глубинного обучения [5], моделей обработки временных рядов [6] и т.д. В приведенных работах также рассматриваются примеры гибридных моделей распознавания аномалий: совмещающие кластеризацию и алгоритм ближайшего со-

седа; параллельное использование алгоритмов байесовых сетей и решающих деревьев; алгоритма kNN с использованием правил классификации; совмещение метода опорных векторов и нейронной сети глубинного обучения, а также варианты построения систем распознавания аномалий в потоках данных.

Целью данной статьи является развитие подхода к задаче обнаружения и классификации аномалий и состояний природно-технических систем и объектов с использованием методов роевого интеллекта. Известны основные направления развития методов роевого интеллекта: муравьиные алгоритмы, алгоритмы роя пчел, метод роя частиц (МРЧ) [7–9]. Последнее направление обладает рядом несомненных преимуществ:

- низкая вычислительная и алгоритмическая трудоемкость,
- высокая реактивность,
- достаточный уровень релевантности,
- изоморфизм с многоагентными вычислительными системами.

Возможно иерархическое наращивание сложности поведения частиц на основе, например, первых двух подходов, гибридизацией с методами нечеткого логического вывода, генетическими алгоритмами, методами искусственных иммунных систем в сочетании с алгоритмами адаптивного выбора вариантов [10]. В силу отмеченных обстоятельств, на наш взгляд, метод роя частиц является наиболее перспективным направлением в развитии методов обнаружения и классификации аномалий и состояний ПТС и ПТО.

Принцип действия предлагаемых алгоритмов построен на вычислении оценок приоритетов (предпочтений), характеризующих «близость» распознаваемого и эталонных объектов по системе ансамблей признаков с использованием заданных критериев. Для каждой роевой частицы формируются индивидуальные правила предпочтения (ИПП). Особенностью алгоритмов является то, что задача определения сходства и различия объектов формулируется как параметри-

ческая. Поэтому выделен этап первоначальной настройки по обучающей выборке, на котором подбираются оптимальные значения введенных параметров, представляющие собой систему подмножеств заданного множества признаков. Для этих алгоритмов объекты существуют одновременно в самых разных подпространствах пространства признаков. Поскольку не всегда известно, какие сочетания признаков наиболее информативны, то степень сходства объектов может быть вычислена при сопоставлении всех возможных или определенных сочетаний признаков, входящих в описания объектов. С этой целью вводится понятие обобщенной близости между распознаваемым объектом и объектами обучающей выборки с известной классификацией, которые являются эталонными объектами. Эта близость представляется комбинацией близостей распознаваемого объекта с эталонными объектами с использованием ИПП и может быть вычислена на основе коллективных правил предпочтения (КПП) на множествах ИПП. При этом критерием качества классификации может служить оценка метрики подобия, оценки гипотез информационных состояний, уровень достоверности, вероятности принятия ошибочных решений, оценки рисков принимаемых решений, значимость признака/критерия/возможных потерь в итоговой оценке сходства распознаваемого объекта и т.д.

**Постановка задачи.** Роевые частицы (РЧ) (элементы) – сущность, обладающая способностью на основе индивидуальных правил предпочтений (ИПП) принимать решение о выделении подмножеств объектов  $S_a \subset S$ , обладающих свойством  $V_b \subset V$ , в предположении ( $a \subset A, b \subset B$ ):

$$U_a S_a = S, U_b V_b = V,$$

$$S'_a \cap S''_a = \emptyset, V'_b \cap V''_b = \emptyset,$$

где  $S'_a \subset S, S''_a \subset S, V'_b \subset V, V''_b \subset V$ .

Важная особенность ИПП роевых частиц (РЧ<sub>i</sub>) состоит в том, что они подлежат первоначальному обучению на основе соответствующих образом отобранных последовательностей, а также аддитивной коррекции в процессе функционирования. В качестве РЧ предлагается рассматривать операционные модули (ОМ) способные функционировать в режимах: первоначальной настройки (обучения), структурной коррекции, параметрического самообучения. В основе каждой такой РЧ будем использовать одно из известных правил принятия решений (гипотез) из непараметрической математической статистики: критерий знаков, критерий Спирмена, информационный критерий Кульбака-Лейблера,

критерий Вилкоксона, критерий Фрейзера, критерий Пэйджа, критерий Фридмана, критерий Квейда и другие, которые ранее предлагались использовать в составе комплементарного детектора атак [11]. Совокупность РЧ является источником информации для выработки коллективного решения R на основе коллективных правил предпочтения (КПП), входящих в пополняемую библиотеку КПП. Каждый элемент (РЧ) связан с собственными модулями:

- первоначальной настройки (ПН),
- структурной коррекции (СК),
- параметрического самообучения (ПС) и его библиотекой ИПП.

Структура типового модуля (ТМ) элемента (РЧ) приведена на рис. 1.

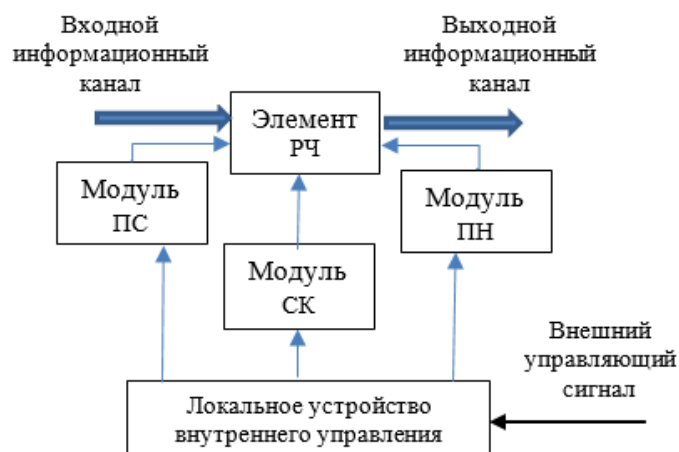


Рис. 1. Структура типового модуля элемента (РЧ)  
 Fig. 1. Structure of a typical element module (RF)

**Методы и результаты.** Структура системы роевого интеллекта поддержки принятия коллективного решения по обнаружению аномалий ПТС и ПТО представлена на рис. 2. На рисунке обозначены:

- Внутренняя кольцевая шина – кольцевая шина данных.
- Внешняя кольцевая шина – кольцевая шина управления.

- Модули:
- Типовой модуль (ТМ<sub>i</sub>),
  - Правила принятия коллективного решения (ППКР),
    - Коллективные правила предпочтения (КПП),
    - Управление прерываниями (УПР), обработка прерывания (ОбПр), лицо принимающее решение (ЛПР).

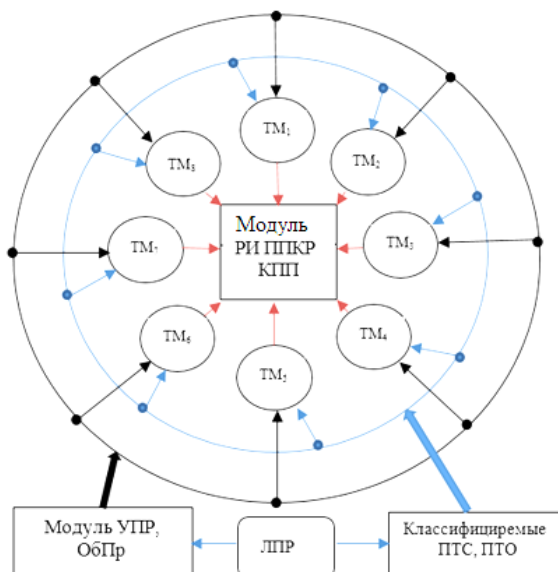


Рис. 2. Структура системы роевого интеллекта поддержки принятия коллективного решения

Fig. 2. The structure of the swarm intelligence system to support collective decision-making

Для описания процесса распознавания информационной ситуации введем обозначения:

МФ – модуль фазификации;

ОМ<sub>i</sub> – процессорный (операционный) модуль i-ого непараметрического критерия;

РИ ППКР – модуль роевого интеллекта на базе правил принятия коллективного решения;

$j \Rightarrow t_j$  – операционный момент времени;

$K_{ij}$  – расчетная статистика обработки прерывания – выход ОМ<sub>i</sub>;

$KR_{ij}$  – критическое значение для i-ой статистики, принятые в момент времени  $t_j$ ;

СОМР ( $K_{ij}, KR_{ij}$ )  $\Rightarrow \sigma_{ij}$  – бинарный сигнал (булевский) на выходе модуля сравнения, реализующего оператор управления для i-го критерия непараметрической статистики;

$w_{ij}$  – система весовых коэффициентов, учитывающих относительный вес (приоритет) вклада i-го критерия в гене-

рализованый сигнал  $y_j$ :

$$y_j = \sum_i w_{ij} \sigma_{ij}; \quad (1)$$

МЛС – модуль линейного суммирования.

При использовании нечетких отображений используют функцию фазификации  $\varphi_{ij}(\sigma_{ij})$  с функцией принадлежности  $\mu_i$ . Тогда

$$y_j^n = \sum_i w_{ij} \varphi_{ij}[\sigma_{ij}]$$

– нечеткий сигнал распознавания ситуации  $S_e \in S$ , где  $e = \overline{1, E}$ ,  $E = |S|$ ,  $S$  – множество классифицируемых ситуаций.

Если  $x_j$  – выборочные данные при  $t=t_j$ , то

$$y_j^n = \sum_i w_{ij} \varphi_{ij}[\sigma_{ij}(x_j)]. \quad (2)$$

Операционная линейная схема распознавания информационной ситуации  $S_e \in S$ , соответствующая выражению (2) представлена на рис. 3.

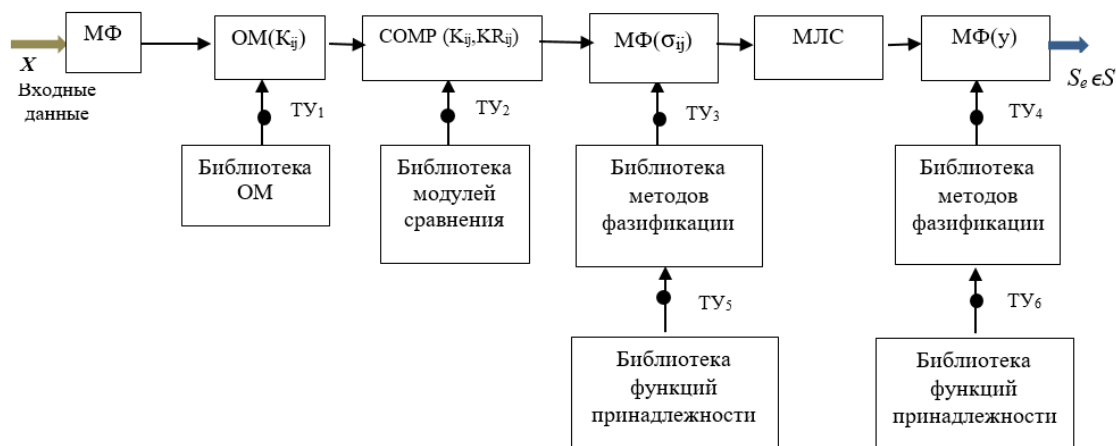


Рис. 3. Операционная линейная схема распознавания информационной ситуации  
 Fig. 3. Operational linear scheme for recognizing an information situation

Принятие решений о наличии классифицируемой информационной ситуации для детерминированного случая осуществляется с использованием функции распознавания (1). В этом случае функция распознавания имеет вид:

если  $y_{0j} < y_j < y_{1j}$ , то  $S(t_j)$  классифицируется как  $S_1$ ,

если  $y_{0E} < y_j < y_{1E}$ , то  $S(t_j)$  классифицируется как  $S_E$ .

Операционный модуль классификации приведен на рис. 4.

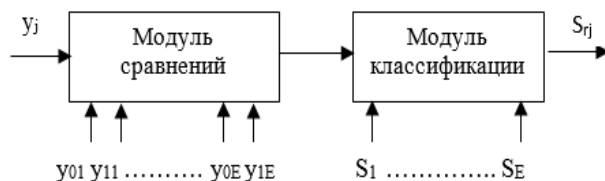


Рис. 4. Операционный модуль классификации  
 Fig. 4. Operational classification module

Множество точек  $\{TU_1, \dots, TU_6\}$  является множеством точек управления и обеспечения интерактивных режимов использования ЛПР. Под точкой управления будем понимать объект, в котором выходной сигнал элементарной функции подается на вход функции управления элементом. Точки управления содержат блоки коммутации, блоки инициализации прерываний и обработки прерываний, блок обеспечения инициализации использования критериев и их блокировки, блоки коммутации с библиоте-

ками процедур, блоки коммутации с ЗУ различных уровней и организации.

**Заключение.** В соответствии с поставленной задачей в статье предложен подход обнаружения и классификации аномалий и состояний природно-технических систем и объектов с использованием методов роевого интеллекта базирующихся на динамических оценках индивидуальных правил обнаружения аномалий в информационных потоках данных. К числу основных направлений развития методов роевого

интеллекта относятся муравьиные алгоритмы, алгоритмы роя пчел, метод роя частиц. Последнее направление обладает рядом несомненных преимуществ: низкая вычислительная и алгоритмическая трудоемкость, высокая реактивность, достаточный уровень релевантности, изоморфизм с многоагентными вычислительными системами. В результате предложена структура типового модуля элемента роевой частицы с использованием индивидуальных правил предпочтения, структура системы роевого интеллекта поддержки принятия решения на основе коллективных правил предпочтения. Приведена операционная линейная схема распознавания и классификации информационной ситуации, использующей нечеткие отображения. Предложен интерактивный режим использования ЛПР на основе типовых модулей в составе внешней и внутренней кольцевой шин управления и данных. Выбор необходимого режима задается ЛПР с помощью множества точек управления, обеспечивающих взаимодействие ЛПР с моделями.

Применение предложенного подхода позволяет оптимизировать процессы обработки, анализа, интеграции гетерогенных данных, повысить чувствительность, достоверность и оперативность принимаемых решений.

В зависимости от назначения модели, уровня критичности объектов контроля эксперт вправе задавать необходимые пороговые значения настроечных параметров модели, для которых, с одной стороны, будет обеспечена высокая достоверность контролируемых значений характеристик объектов, с другой – достигается допустимое число ошибок первого и второго рода, а значит будут снижены риски при принятии ошибочных решений. Данная модель может применяться в других предметных областях, где требуется оценка динамических параметров контролируемых объектов, например, при обнаружении уязвимостей интерфейсов беспилотных транс-

портных средств в инфраструктуре умного города [12].

*Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научных проектов № 19-29-06015/20, № 19-29-06023/20, № 18-47-92007/20.*

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гайский В.А., Гайский П.В. Многомерный гармонический анализ при измерениях полей морской среды // Системы контроля окружающей среды. 2019. № 4 (38). С. 33–42. DOI: 10.33075/2220-5861-2019-4-33-42
2. Скатков А.В., Брюховецкий А.А., Моисеев Д.В., Шишкин Ю.Е. Мера Кульбака в задачах динамической кластеризации наблюдений состояния окружающей среды // Системы контроля окружающей среды. № 3 (37). 2019. С. 35–38. DOI: 10.33075/2220-5861-2019-3-35-38
3. Брюховецкий А.А., Скатков А.В., Шишкин Ю.Е. Моделирование процессов обнаружения аномалий в сложноструктурированных данных мониторинга // Системы контроля окружающей среды. 2017. № 9 (29). С. 45–49. DOI: 10.33075/2220-5861-2017-3-45-49
4. Agarwal D. Detecting anomalies in cross-classified streams: a bayesian approach // Knowledge and Information Systems. 2006. Vol. 11, № 1. P. 29–44.
5. Gevrey M., Dimopoulos I., Lek S. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models // Ecological Modelling. 2003. Vol. 160. № 3. P. 249–264.
6. Chan P.K., Mahoney M.V. Modeling multiple time series for anomaly detection // In Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Data Mining. IEEE Computer Society, Washington, USA. 2005. P. 90–97.
7. Socha K., Dorigo M. Ant Colony Optimization for Continuous Domains // Technical Report TR/IRIDIA/2005-037. Bruxelles: Universite Libre de Bruxelles,

2005. 34 p.

8. Kong M. Application of ACO in Continuous Domain / M. Kong, P. Tian, L. Jiao [et al.] (Eds.): ICNC 2006, LNCS 4222. Part II. Berlin: Springer-Verlag, 2006. P. 126–135.

9. Karaboga D. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm / D. Karaboga, B. Basturk // Applied Soft Computing. 2008. Vol. 8. P. 687–697.

10. Назин А.В. О повышении эффективности автоматных алгоритмов адаптивного выбора вариантов // Адаптация и обучение в системах управления и принятия решений. Новосибирск: Наука. 1982. 208 с.

11. Скатков А.В. Комплементарное детектирование атак в телекоммуникационных системах критического применения // Information technologies in education, science and production, 2013, ed. № 4 (5). С. 136–146.

12. Скатков А.В., Брюховецкий А.А., Моисеев Д.В. и др. Адаптивный метод обнаружения уязвимостей интерфейсов беспилотных транспортных средств в инфраструктуре умного города // Информационные технологии. 2020. Т. 18, № 1. С. 45–50.

## SWARM INTELLIGENCE IN THE PROBLEMS OF DETECTING ANOMALIES AND STATES OF NATURAL-TECHNICAL SYSTEMS AND OBJECTS

A.V. Skatkov, A.A. Bryukhovetskiy, D.V. Moiseev, I.A. Skatkov

Sevastopol State University, RF, Sevastopol, Universitetskaya St., 33

An approach to solving the problem of detecting and classifying anomalies and states of natural-technical systems and objects using swarm intelligence methods is considered. The main directions of development of the proposed approach include ant algorithms, bee swarm algorithms, and the particle swarm method. The structure of the swarm intelligence system of decision support based on collective preference rules is proposed. The application of the proposed approach makes it possible to optimize the processes of processing, analysis, integration of heterogeneous data, to increase the sensitivity, reliability and efficiency of decisions made.

**Keywords:** unmanned vehicle, adaptive model, vulnerability detection, classification of information states, assessment matrix.

## REFERENCES

1. Gajskij V.A., and Gajskij P.V. Mnogomernyj garmonicheskij analiz pri izmereniyah polej morskoy sredy (Multidimensional harmonic analysis for measurements of marine environment). *Monitoring systems of environment*, 2019, No. 4 (38), pp. 33–42. DOI: 10.33075/2220-5861-2019-4-33-42

2. Skatkov A.V., Bryuhoveckij A.A., and Moiseev D.V., and SHishkin Yu.E. Mera Kul'baka v zadachah dinamicheskoy klasterizacii nablyudenij sostoyaniya okruzhayushchej sredy (Measure of Kulbak in problems of dynamic clustering of observations of the environmental state). *Monitoring systems of environment*, 2019, No. 3 (37), pp. 35–38. DOI: 10.33075/2220-5861-2019-3-35-38

3. Bryuhoveckij A.A., Skatkov A.V., and SHishkin Yu.E. Modelirovanie processov obnaruzheniya anomalij v slozhno-strukturirovannyh dannyh monitoringa (Modeling of anomaly detection processes in complex structured monitoring data). *Monitoring systems of environment*, 2017, No. 9 (29), pp. 45–49. DOI: 10.33075/2220-5861-2017-3-45-49

4. Agarwal D. Detecting anomalies in cross-classified streams: a bayesian approach. *Knowledge and Information Systems*, 2006, Vol. 11, No. 1, pp. 29–44.

5. Gevrey M., Dimopoulos I., and Lek S. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models. *Ecological Modelling*, 2003, Vol. 160, No. 3, pp. 249–264.

6. Chan P.K., and Mahoney M.V. Modeling multiple time series for anomaly detection. *In Proceed-*

*ings of the Fifth IEEE International Conference on Data Mining. IEEE Computer Society, Washington, USA, 2005, pp. 90–97.*

7. Socha K., and Dorigo M. Ant Colony Optimization for Continuous Domains. *Technical Report TR/IRIDIA/2005-037*. Bruxelles: Universite Libre de Bruxelles, 2005, 34 p.

8. Kong M., Tian P., and Jiao L. Application of ACO in Continuous Domain: ICNC 2006, LNCS 4222. Part II. Berlin: Springer-Verlag, 2006, pp. 126–135.

9. Karaboga D., and Basturk B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. *Applied Soft Computing*, 2008, Vol. 8, pp. 687–697.

10. Nazin A.V. O povyshenii effektivnosti avtomatnyh algoritmov adaptivnogo vybora variantov. *Adaptaciya i obuchenie v sistemah upravleniya i prinyatiya reshenij*. Novosibirsk: Nauka. 1982. 208 p.

11. Skatkov A.V. Komplementarnoe detektirovanie atak v telekommunikacionnyh sistemah kriticheskogo primeneniya. *Information technologies in education, science and production*, 2013, No. 4 (5), pp.136–146.

12. Skatkov A.V., Bryuhoveckij A.A., Moiseev D.V. Adaptivnyj metod obnaruzheniya uyazvimostej interfejsov bespilotnyh transportnyh sredstv v infrastrukture umnogo goroda. *Infokommunikacionnye tekhnologii*, 2020, Vol. 18, No. 1, pp. 45–50.