

© А. А. ЗАХАРОВ, Е. А. ОЛЕННИКОВ,
Т. И. ПАЮСОВА

Тюменский государственный университет
azaharov@utmn.ru, olennikov@utmn.ru, database_kb@mail.ru

УДК 004.023

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ МОДУЛЬ АНАЛИЗА ДАННЫХ
В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ
С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

**INTELLIGENT MODULE OF DATA ANALYSIS
FOR INFORMATION SYSTEMS BASED
ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

Целью данного исследования является разработка алгоритма определения оптимальной архитектуры искусственной нейронной сети для анализа медицинских и иных данных на основе эволюционного алгоритма, реализованного в рамках облачного сервиса, доступ к которому организован на базе протоколов Единой государственной информационной системы в сфере здравоохранения Российской Федерации.

Нейросетевые методы и эволюционные алгоритмы относятся к эвристическим методам оптимизации. Принципы работы таких моделей и генетических алгоритмов основываются на процессах, происходящих в живой природе. Модели искусственных нейронных сетей позволяют решать задачи классификации, прогнозирования, регрессии. Генетические алгоритмы используются для решения задач оптимизации и моделирования.

Авторами предложен алгоритм определения оптимальной нейросетевой архитектуры с помощью генетического алгоритма для анализа медицинских и иных данных, в котором объединение последнего с нейросетевой моделью является равноправным, поэтому оба метода применяются одновременно. Операторы генетического алгоритма используются для рекомбинаций решений-кандидатов, полученных с помощью работы нейросетевой модели. В ходе исследования был разработан облачный сервис, реализующий представленный алгоритм.

The aim of this study is to develop the algorithm for determining optimal architecture of artificial neural network for the analysis of medical data based on an evolutionary algorithm, implemented in the framework of a cloud service, access to which is organized on the basis of the protocols of the Unified State Information System in health care of the Russian Federation.

Neural network methods and evolutionary algorithms are heuristic optimization techniques. Operating principles of neural network models and genetic algorithms are based

on the processes occurring in nature. Models of artificial neural networks can solve the problem of classification, prediction, regression. Genetic algorithms are used to solve optimization problems and modeling. The algorithm of determining the optimum neural network architecture based on the evolutionary algorithm for the medical data analysis is considered in the paper.

The genetic algorithm and artificial neural network are equal in the above algorithm, so both methods are used simultaneously. The operators of the genetic algorithm are used for recombination candidate solutions obtained using the neural network model. The cloud service that implements the presented algorithm is developed in the course of this work.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА. Искусственные нейронные сети, нейросетевые модели, эволюционные алгоритмы, генетический алгоритм, медицинские информационные системы, облачные технологии, научные исследования.

KEY WORDS. Artificial neural networks, neural network model, evolutionary algorithms, genetic algorithm, medical information systems, cloud technologies, scientific studies.

Введение

Медицинские информационные системы (МИС) являются совокупностью информационных, программных, технических и организационных средств автоматизации сбора, обработки и хранения медицинских данных, управления лечебным процессом и организационно-хозяйственной деятельностью [1]. Это учетные системы, которые включают несколько программных комплексов, обеспечивающих информатизацию следующих процессов:

- вспомогательный документооборот, включающий бухгалтерский, материальный и кадровый учет, а также учет конечного фонда, закупок, управление аптечной деятельностью и т. п.;
- экономический и предметный анализ ситуации — подготовка плановой отчетности (медицинская статистика);
- специализированный документооборот: регистратура (запись пациентов, ведение расписания врачей), персонифицированный учет медицинской помощи, ведение электронной медицинской карты (электронной истории болезни), поддержка деятельности диагностических и процедурных отделений и лабораторий.

Отметим, что системы, указанные выше в первых двух пунктах, при необходимости могут связываться с внешними системами, например, бухгалтерия — с налоговыми органами и банками, а системы медицинской статистики — с территориальными органами управления здравоохранением. Системы, перечисленные в последнем пункте, до недавнего времени являлись замкнутыми. Естественно, воспользовавшись при необходимости услугами другого специализированного лечебно-профилактического учреждения (ЛПУ), пациент мог получить выписку из истории болезни (эпикриз) в бумажном виде. Однако для различных ЛПУ передача данных из одной системы в другую затруднительна по причине отсутствия коммуникационного стандарта на медицинскую запись, используемую, например, в стандарте HL7.

Принципиально важно отметить, что проблемы, связанные с трудностями доступа к медицинским данным из внешних программных комплексов, во многом осложняют разработку прикладного программного обеспечения (ПО), ориентированного на консультационную помощь врачу и научные исследования. С одной стороны, встроить в конкретную МИС ЛПУ такое программное обеспечение реально могут только разработчики МИС, с другой — точность прогнозов таких модулей зависит от количества экспериментальных данных, необходимых для их настройки.

Современным технологическим решением здесь может быть создание облачного сервиса и организация безопасного доступа к нему из различных МИС. Для этого мы предлагаем использовать уже разработанные протоколы доступа к Единой государственной ИС в сфере здравоохранения РФ (ЕГИСЗ). Эта национальная ИС, обеспечивающая информационную поддержку органов системы здравоохранения и граждан в рамках процессов получения и управления медицинской помощью [2].

Согласно дорожной карте развития ЕГИСЗ до 2018 г., в 2015 году 25% лечащих врачей в регионах смогут передавать расписание своих приемов в подсистему федеральной электронной регистратуры ЕГИСЗ [6]. Отметим, что адаптер интеграции локальной или региональной МИС и ЕГИСЗ реализован в виде web-сервиса, основанного на протоколе SOAP [8]. Таким образом, в настоящее время имеется коммуникативный протокол, позволяющий передавать медицинские данные из МИС во внешний мир, и есть все основания предполагать, что в будущем протокол продолжит развиваться, а количество МИС, поддерживающих коммуникации по этому протоколу, будет увеличиваться. Важным с точки зрения информационной безопасности является то, что и для научных исследований, и для консультирования не требуется передавать информацию, которая идентифицировала бы конкретного пациента.

Мы сделали пилотный проект для исследования возможности расширения функционала реальной учетной МИС за счет коммуникации с модулем искусственного интеллекта на базе искусственной нейронной сети (ИНС). Разработанный модуль позволяет решать задачи классификации, регрессии и прогнозирования, проводить анализ чувствительности переменных, получать графическое отображение результатов. Выбор технологий, связанных с ИНС, обоснован тем, что они позволяют получить хорошие результаты, например, при диагностике инфаркта миокарда или при прогнозах относительно продолжительности жизни пациентов с переломом шейки бедра и травмами головного мозга и т. д. [11, 13, 16, 17].

Поскольку ИНС решают задачи классификации и регрессионного анализа, с их помощью можно выявлять статистически значимые зависимости между факторами, существенно влияющими на состояние пациента, и решать задачи диагностики прогнозирования и выбора методов лечения. Механизм ИНС позволяет, в том числе, повысить эффективность научных

исследований: например, оптимизировать семантический поиск в электронных картах пациентов.

Правильно подобранная архитектура ИНС является одним из важнейших условий успешного решения. Отметим, что обычно подбор осуществляется «путем проб и ошибок» [7]. Эволюционное формирование архитектур ИНС с помощью генетических алгоритмов является одним из возможных решений подбора ее оптимальной структуры [7]. Генетический алгоритм (ГА) может сузить пространство поиска решения посредством оценки качества полученного. В основе ГА лежит процесс биологической эволюции: возможные решения представляют отдельные особи, над которыми могут выполняться операции кроссинговера и мутации, и в следующую эволюционную итерацию попадают только наиболее приспособленные, значение которых удовлетворяет целевой функции (функции приспособленности) [4].

Совместное применение нейросетевого моделирования и эволюционных алгоритмов получило название нейроэволюции или нейрогенезиса (Д. Уитли, 1995). Нейроэволюционные алгоритмы помогают решать задачи, где градиентные методы малоэффективны: например, когда имеет место изменяющаяся динамичная среда, или существует проблема поиска наилучшей стратегии прогнозирования [12, 14, 15, 18].

Применение нейроэволюционного подхода для решения медицинских задач, а также развитие современных технологий доступа к модулям его реализации позволит вывести лечебный процесс на более качественный уровень. Так, по данным Ассоциации развития медицинских информационных технологий [9], за 2012 год было выявлено, что из 670 МИС только 23 системы обладают искусственным интеллектом. Во многом это связано со сложностью настройки и сопровождения таких систем. Эволюционные алгоритмы, которые мы тестируем, могли бы взять большую часть подобной нагрузки на себя.

Постановка задачи

Сформулируем задачу применения нейроэволюционного подхода в МИС. Пусть задана нейронная сеть $A = \{N, M, F, G\}$, структура которой определяется следующим образом:

N — массив, определяющий количество нейронов n_i на i -ом слое;

M — матрица смежности порядка $\sum_{i=1}^L n_i$, описывающая связи между нейронами,

где L — количество слоев;

F — массив, определяющий вид передаточной функции нейронов f_i для i -ого слоя;

$G = \{G_1, G_2, \dots, G_S\}$ — множество алгоритмов обучения нейросети, где S — количество алгоритмов обучения.

Пусть задано множество факторов $V = \{v_1, v_2, \dots, v_s\}$, предположительно влияющих (в отдельности или в совокупности) на значение некоторого показателя здоровья T (например, на уровень сахара в крови, значение систолического давления и т. д.).

Требуется найти:

1) архитектуры ИНС A_1, A_2, \dots, A_p такие, что $\|T_{\text{вых}} - T_{\text{крит}}\| < \varepsilon$,
где $T_{\text{вых}}$ — выходное значением ИНС, $T_{\text{крит}}$ — ожидаемое значение показателя здоровья T , ε — заданная минимальная разница;

2) архитектуру $A_i \in \{A_1, A_2, \dots, A_p\}$, для которой число шагов $s_1, s_2, \dots, s_{k_{A_i}}$ поиска решения $T_{\text{вых}}$ минимально, т. е. $s_{k_{A_i}} = \min \left\{ s_{k_{A_j}} \right\}_{j=1}^p$, поскольку для МИС критична не только точность решения, но и скорость его принятия.

Описание алгоритма

Для описания алгоритма введем следующие обозначения:

$W = k * \Delta + l * count$ — функция приспособленности,

где Δ — разность между выходным значением ИНС и ожидаемым значением показателя здоровья T ;

k — показатель значимости разности Δ , $k \in [0, 1]$;

$count$ — число выполненных шагов алгоритма;

l — показатель значимости числа выполненных шагов алгоритма, $l \in [0, 1]$.

В эволюционном алгоритме рассматривается множество особей A_i , т. е. множество нейросетей с различными архитектурами. На первой итерации архитектуры ИНС задаются произвольным образом. Структура нейросети $A = \{N, M, F, G\}$ закодирована в хромосоме в виде массива битовых последовательностей, все возможные передаточные функции и алгоритмы обучения также закодированы: например, алгоритм обратного распространения ошибки обозначим как «1», алгоритм обучения Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно (BFGS) — «2» и т. д. На следующую итерацию алгоритма проходит половина наиболее приспособленных особей, т. е. особей, для которых функция приспособленности принимает минимальные значения: $W \rightarrow \min$. После этого происходит формирование дочерних особей из наиболее приспособленных с помощью операций мутации и кроссинговера [4]. Работа алгоритма прекращается при вырождении популяции, т. е. при равенстве функций приспособленности каждой особи. Первоначальные архитектуры ИНС и возможные алгоритмы обучения могут быть заданы заранее в виде шаблонов.

Структурная схема алгоритма представлена на рис. 1.

Применение методов нейросетевого моделирования требует предобработки данных, в частности, стандартизации и масштабирования в определенный диапазон. Кроме этого, необходимо снабдить ИНС достаточным количеством данных для обучения и тестирования работоспособности. Практическое правило в подборе данных заключается в том, что количество примеров должно, как минимум, в 10 раз превышать количество входных нейронов [10].

Апробация алгоритма

Описанный алгоритм реализован нами в виде «облачного» программного продукта, что позволило апробировать его на реальных данных в качестве

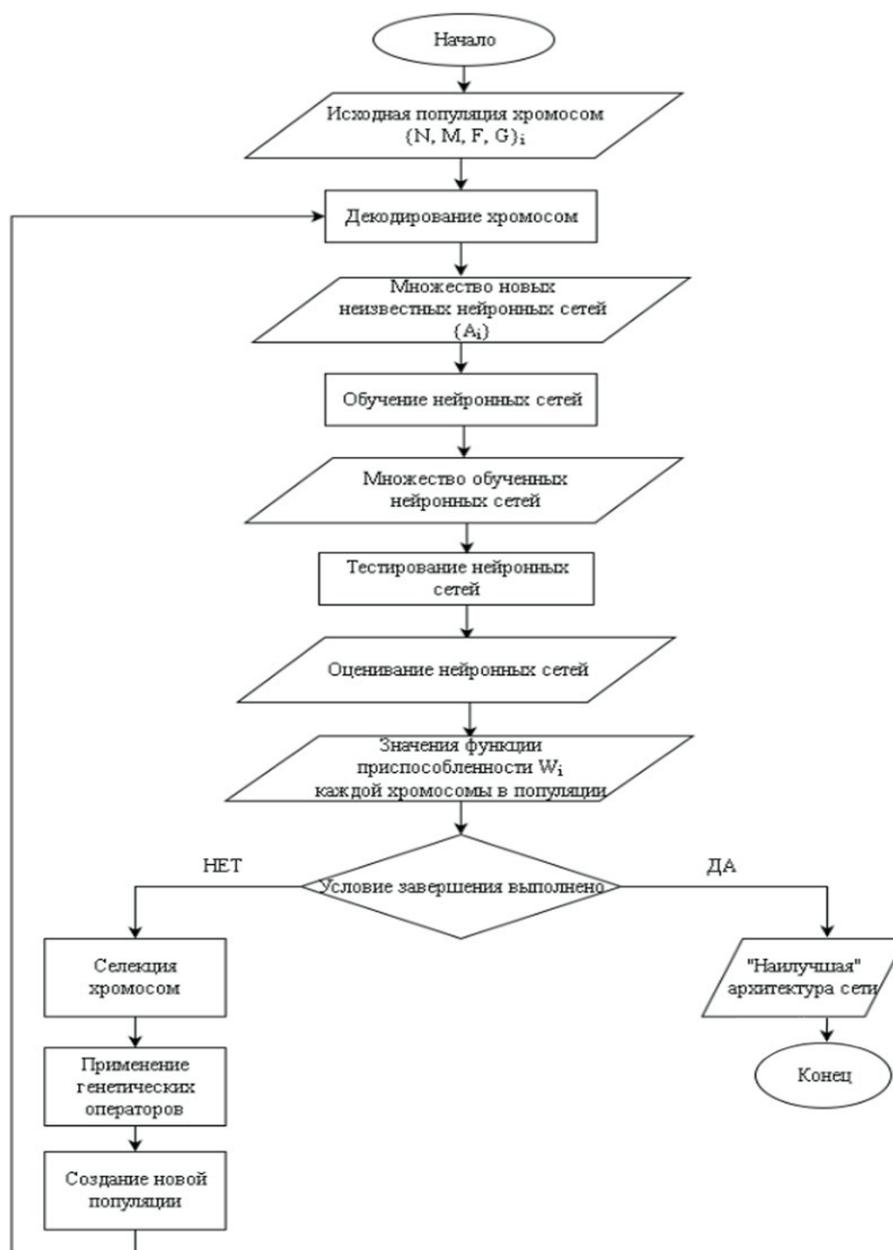


Рис. 1. Структурная схема алгоритма

элемента медицинской информационной системы Тюменского кардиологического центра. С помощью предложенного алгоритма авторы статьи решали задачу определения факторов, влияющих на уровень маркера воспалительной реакции — С-реактивного белка у пациентов со стабильной и нестабильной стенокардией. Всего исследованию подлежали 33 фактора, полный список

которых представлен в [3, 5]. Классические статистические приемы (например, анализ таблиц сопряженности или корреляционный анализ) позволили выявить только линейные зависимости, поэтому было принято решение применить ИНС для поиска нелинейных. В процессе работы алгоритма авторы рассмотрели множество ИНС с разной архитектурой, функциями активации и алгоритмами обучения.

Наилучшую производительность для первой группы пациентов (со стабильной стенокардией) показала ИНС с архитектурой MLP 81-56-2 (производительность обучения = 98,25), для второй (с нестабильной стенокардией) — нейронная сеть с архитектурой MLP 74-51-2 (производительность обучения = 100).

В качестве функции ошибок использовалась перекрестная энтропия, вместо передаточной функции была выбрана логистическая; для обучения нейронной сети применялся алгоритм Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно (BFGS).

Заключение

В работе предложен нейроэволюционный алгоритм выбора оптимальной архитектуры ИНС для анализа данных в медицинских информационных системах. В процессе работы эволюционного алгоритма определяется оптимальная архитектура ИНС, а именно количество нейронов и внутренних слоев, передаточные функции каждого слоя и алгоритм обучения. Показателем приспособленности особи является разница между результатом работы ИНС и фактическим значением выходного параметра, а также количество шагов алгоритма, поскольку в МИС критичным является не только точность решения, но и скорость его принятия. Алгоритм реализован в пилотном «облачном» программном продукте, апробированном в медицинской информационной системе Тюменского кардиологического центра для задачи нахождения факторов, влияющих на уровень С-реактивного белка у пациентов со стабильной и нестабильной стенокардией. Доступ к облачному сервису осуществлялся по протоколу, описанному в документации по ЕГИСЗ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гильманов А. А. Медицинские информационные системы. Использование информационных медицинских систем в управлении лечебно-профилактическим учреждением / А. А. Гильманов, В. Г. Шерпутовский, А. Н. Хисамутдинов. Казань: КГМУ, 2011.
2. Единая государственная информационная система здравоохранения (ЕГИСЗ) // TADVISER, 2005-2015. URL: <http://tadviser.ru/a/279359>
3. Захаров А. А. Научный анализ данных в медицинской информационной системе на примере определения факторов, влияющих на уровень С-реактивного белка с помощью нейронных сетей / А. А. Захаров, Е. А. Оленников, Т. И. Паюсова, Т. И. Петелина, Н. А. Мусихина, Л. И. Гапон, И. В. Осипова, А. Г. Такканд, О. Е. Белослудцева // Вестник ТюмГУ. 2014. № 7. С. 251-258.

4. Мартынов А. В. Гибридный алгоритм решения задачи коммивояжера / А. В. Мартынов, В. М. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. 2015. № 4 (165). URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/gibridnyy-algoritm-resheniya-zadachi-kommivoyazhera>
5. Паюсова Т. И. Алгоритм определения факторов, влияющих на уровень С-реактивного белка у пациентов с ишемической болезнью сердца с помощью нейронных сетей / Т. И. Паюсова // Математическое и информационное моделирование: сборник научных трудов. Тюмень: Издательство ТюмГУ. 2015. Вып. 14. С. 193-205.
6. Проект дорожной карты по развитию ЕГИСЗ // Портал оперативного взаимодействия участников ЕГИСЗ. URL: <http://portal.egisz.rosminzdrav.ru>
7. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский; пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия — Телеком, 2006. 452 с.
8. Требования к МИС по обеспечению взаимодействия с ФЭР. Описание интеграционных профилей // Портал оперативного взаимодействия участников ЕГИСЗ. URL: <http://portal.egisz.rosminzdrav.ru/files>
9. Эльянов М. М. Медицинские информационные технологии: каталог / М. М. Эльянов, А. П. Баранов. М.: CapitalPress, 2012. Вып. 12. 320 с.
10. Яхьяева Г. Э. Основы искусственных нейронных сетей. Материал из курса: Основы теории нейронных сетей. URL: <http://cogsys.ru/sites/default/files/library/NeuroNets.pdf>
11. Baxt W. G. Use of an artificial neural network for the diagnosis of myocardial infarction / W. G. Baxt // Ann Intern Med. 1991. No 115. Pp. 843-848. Doc: 10.7326/0003-4819-115-11-843.
12. Chern H. Y. Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systems / H. Y. Chern, R. Miikkulainen // Technical Report AI01-287. The University of Texas at Austin, 2001.
13. Ding W. Autonomic nervous function and baroreflex sensitivity in hypertensive diabetic patients / W. Ding, L. Zhou, Y. Bao, Y. Yang, B. Lu // Acta Cardiol. 2011. No 66. Pp. 465-470.
14. Gomez F. J. Active Guidance for a Finless Rocket using Neuroevolution / F. J. Gomez, R. Miikkulainen // Proceedings of the Genetic Evolutionary Computation Conference (GECCO). 2003.
15. Gomez F. J. Incremental evolution of complex general behavior / F. J. Gomez, R. Miikkulainen // Adaptive Behavior. 1997. No 5. Pp. 317-342.
16. Harrison R. F. Artificial neural network models for prediction of acute coronary syndromes using clinical data from the time of presentation / R. F. Harrison, R. L. Kennedy // Ann Emerg Med. 2005. No 46. Pp. 431-439. Doc: 10.1016/j.annemergmed.2004.09.012.
17. Ottenbacher K. J. Comparison of logistic regression and neural network analysis applied to predicting living setting after hip fracture / K. J. Ottenbacher, R. T. Linn, P. M. Smith, S. B. Illig, M. Mancuso // Ann Epidemiol. 2004. No 14. Pp. 551-559.
18. Whitley D. Genetic Algorithms and Neural Networks / D. Whitley // Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science. John Wiley, 1995. Pp. 203-216.

REFERENCES

1. Gil'manov A. A., Sherputovskij V. G., Hisamutdinov A. N. Medicinskie informacionnye sistemy. Ispol'zovanie informacionnyh medicinskih sistem v upravlenii lechebno-profilakticheskim uchrezhdeniem [Medical Information Systems. The Use of Information Systems in Medical Preventive Institution Management]. Kazan': KGMU, 2011. (In Russian)
2. Edinaja gosudarstvennaja informacionnaja sistema zdavoohranenija (EGISZ). <http://tadviser.ru/a/279359> (In Russian)
3. Zaharov A. A., Olennikov E. A., Pajusova T. I., Petelina T. I., Musihina N. A., Gapon L. I., Osipova I. V., Takkand A. G., Belosludceva O. E. Nauchnyj analiz dannyh v medicinskoj informacionnoj sisteme, na primere opredelenija faktorov, vlijajushhih na uroven' S-reaktivnogo belka, s pomoshh'ju nejronnyh setej [Scientific Data Analysis in Medical Information System (Case Study of Determining the Factors Affecting the Level of C-reactive Protein Using Neural Networks)] // Vestnik TjumGU [Tyumen State University Herald]. 2014. No 7. Pp. 251-258. (In Russian)
4. Martynov A. V., Kurejchik V. M. Gibridnyj algoritm reshenija zadachi kommivojazyhera [Hybrid Approach for Travelling Salesman Problem] // Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki [IZVESTIYA SFedU. Engineering Sciences]. 2015. No 4 (165). <http://cyberleninka.ru/article/n/gibridnyy-algoritm-resheniya-zadachi-kommivoyazyhera> (In Russian)
5. Pajusova T. I. Algoritm opredelenija faktorov, vlijajushhih na uroven' C-reaktivnogo belka u pacientov s ishemicheskoj bolezn'ju serdca, s pomoshh'ju nejronnyh setej [The Algorithm for Determining the Factors Affecting the Level of C-reactive Protein in Patients with Coronary Heart Disease with the Help of Neural Networks] // Matematicheskoe i informacionnoe modelirovanie [Mathematical and Information Modeling]: Collection of Research Papers. Tyumen: Izdatel'stvo TjumGU [Tyumen State University Publishing House]. 2015. Issue 14. Pp. 193-205. (In Russian)
6. Proekt dorozhnoj karty po razvitiyu EGISZ [Project of Road Map for the Development of Integrated National Information System of Health Service] // Portal operativnogo vzaimodejstvija uchastnikov EGISZ [Web-portal for Operational Coordination of Members of Integrated National Information System of Health Service]. <http://portal.egisz.rosminzdrav.ru/files> (In Russian)
7. Rutkovskaja D., Pilin'skij M., Rutkovskij L. Nejrionnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural Networks, Genetic Algorithms and Fuzzy Systems]. M.: Gorjachaja linija –Telekom [Hot Line — Telecom], 2006. 452 p. (In Russian)
8. Trebovanija k MIS po obespečeniju vzaimodejstvija s FJeR. Opisanie integracionnyh profilej [Requirements for Medical Information System to Ensure Interaction with the Federal E-registration Office. Description of Integration Profiles] // Portal operativnogo vzaimodejstvija uchastnikov EGISZ [Web-portal for Operational Coordination of Members of Integrated National Information System of Health Service]. <http://portal.egisz.rosminzdrav.ru/files> (In Russian)
9. Jel'janov M. M., Baranov A. P. Medicinskie informacionnye tehnologii [Medical-information technology]: Catalogue. M.: CapitalPress, 2012. Issue 12. 320 p. (In Russian)

10. Jahjaeva G. Je. Osnovy iskusstvennyh neyronnyh setej. Material iz kursa: Osnovy teorii neyronnyh setej [Basics of Artificial Neural Networks. Material from the Course: Fundamentals of Theory of Neural Networks] <http://cogsys.ru/sites/default/files/library/NeuroNets.pdf> (In Russian)
11. Baxt W. G. Use of an artificial neural network for the diagnosis of myocardial infarction // *Ann Intern Med.* 1991. No 115. Pp. 843-848. Doc: 10.7326/0003-4819-115-11-843.
12. Chern H. Y., Miikkulainen R. Cooperative Coevolution of Multi-Agent Systems // Technical Report AI01-287. The University of Texas at Austin, 2001.
13. Ding W., Zhou L., Bao Y., Yang Y., Lu B. Autonomic nervous function and baroreflex sensitivity in hypertensive diabetic patients // *Acta Cardiol.* 2011. No 66. Pp. 465-470.
14. Gomez F. J., Miikkulainen R. Active Guidance for a Finless Rocket using Neuroevolution // *Proceedings of the Genetic Evolutionary Computation Conference (GECCO)*. 2003.
15. Gomez F. J., Miikkulainen R. Incremental evolution of complex general behavior // *Adaptive Behavior.* 1997. No 5. Pp. 317-342.
16. Harrison R. F., Kennedy R. L. Artificial neural network models for prediction of acute coronary syndromes using clinical data from the time of presentation // *Ann Emerg Med.* 2005. No 46. Pp. 431-439. Doc. 10.1016/j.annemergmed.2004.09.012.
17. Ottenbacher K. J., Linn R. T., Smith P. M., Illig S. B., Mancuso M. Comparison of logistic regression and neural network analysis applied to predicting living setting after hip fracture // *Ann Epidemiol.* 2004. No 14. Pp. 551-559.
18. Whitley D. *Genetic Algorithms and Neural Networks* // *Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science.* John Wiley, 1995. Pp. 203-216.

Авторы публикации

Захаров Александр Анатольевич — доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой информационной безопасности Тюменского государственного университета

Оленников Евгений Александрович — кандидат технических наук, доцент кафедры информационной безопасности Тюменского государственного университета

Паюсова Татьяна Игоревна — старший преподаватель кафедры информационной безопасности Тюменского государственного университета

Authors of the publication

Aleksander A. Zakharov — Dr. Sci. (Engin.), Professor, Head of the Department of Information security, Tyumen State University

Evgenij A. Olennikov — Cand. Sci. (Engin.), Associate Professor at the Department of Information Security, Tyumen State University

Tatyana I. Payusova — Senior Lecture at the Department of Information security, Tyumen State University