

3. Ефремов А.А., Логинова А.В., Микеладзе Б.Д., Широкова С.В. Модели и технологии для поддержки принятия решений при проектировании информационно-управляющих комплексов // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург. 2017. Т. 2. С. 510–513.

4. Беркун С. Сделано: Проектный менеджмент на практике / Пер. с англ. М. Чомахидзе-Дорониной; под ред. Н. Довнар. М.: Издательство: Манн, Иванов и Фербер, 2019. 5603 с.

5. Богданов В. Управление проектами. Корпоративная система – шаг за шагом. М.: МИФ, 2012. 241 с.

6. Елиферов В.Г., Репин В.В. Бизнес-процессы: Регламентация и управление. Серия учебников для программы МВА. М.: ИНФРА–М, 2006. 319 с.

УДК 004

doi:10.18720/SPBPU/2/id20-220

Петрова Айгуль Камировна,
ст. преподаватель

ПРИМЕНЕНИЕ ЭВОЛЮЦИОННЫХ МЕТОДОВ В ЗАДАЧАХ ОПТИМИЗАЦИИ УЧЕТА РАСХОДА ГАЗА

Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ», Санкт-Петербург, Россия,
ak72p@yandex.ru

Аннотация. В статье представлены подходы к оценке эффективности проектов автоматизации, предложены методы генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей при многокритериальной оптимизации характеристик ресурсов, рассмотрены основные этапы применения этого подхода для оценки эффективности и соответствия проектов автоматизации требуемым условиям.

Ключевые слова: эффективность, автоматизация проектов, распределение газа, характеристики ресурсов, нейросетевые подходы, методы генетических алгоритмов, многокритериальная оптимизация.

Ajgul' K. Petrova,
Senior Lecturer

APPLICATION OF EVOLUTIONARY METHODS IN THE GAS EXPENDITURE ACCOUNTING OPTIMIZATION TASKS

St. Petersburg State Electrotechnical University “LETI”,
St. Petersburg, Russia, ak72p@yandex.ru

Abstract. The article presents approaches to evaluating the effectiveness of automation projects, suggests methods of genetic algorithms for training neural networks with multi-criteria optimization of resource characteristics, considers the main stages of

applying this approach to assess the effectiveness and compliance of automation projects with the required conditions.

Keywords: efficiency, project automation, gas distribution, resource characteristics, neural network approaches, genetic algorithms methods, multicriteria optimization.

Обеспечение энергией – основа устойчивого развития экономики в России. При этом, несмотря на значительные достижения, на современном этапе развития газовой отрасли Российской Федерации сохраняются такие особенности, как высокие затраты на обслуживание и поддержание в рабочем состоянии технологий и оборудования; разбаланс природного газа в системе как внутреннего, так и внешнего газораспределения [1]; недостаточный рост производительности труда, усиливающийся удаленностью центров потребления топлива от источников, протяженностью транспортно-энергетических коммуникаций, дефицитом инвестиционных ресурсов [2].

Оценка результатов внедрения проектов автоматизации газовой отрасли показывает, что значительное число предприятий встречается с барьерами, связанными с одновременным воздействием многочисленных характеристик финансового, материально-технического и информационного обеспечения, а также качественными характеристиками человеческого ресурса: уровнем компетентности, вовлеченности в процессы преобразований, ответственности за безопасность [3 – 11].

Таким образом, целесообразно в составе АСУ предприятий газовой отрасли разрабатывать новые методы поддержки принятия решений по оценке соответствия и выбору оптимального АСУТП, позволяющие учитывать максимальное число значимых характеристик ресурсов, в условиях высокой степени неопределенности воздействия множества факторов.

Поскольку при этом значительно возрастает сложность вычислительного алгоритма и, соответственно, время вычислений, в последние десятилетия вырос интерес к использованию нейросетевых методов обработки информации. Для данной задачи при помощи нейронных сетей может быть решена задача классификации [12], то есть оценка соответствия производственным условиям существующей или планируемой к реализации АСУТП газотранспортной системы.

Модель оценки можно представить в следующем виде

$$K = F(PC, BC, O, И, Ф, МТ),$$

где K – выходной параметр модели (степень соответствия АСУТП требованиям) или предлагаемое решение по выбору АСУ ТП при заданных входных факторах;

PC, BC, O, И, Ф, МТ – характеристики рабочей среды, внешней среды, организационного, информационного, финансового, и материально-

технического ресурсов соответственно. Эти характеристики представляют собой 6 входных факторов или классов, с определенным количеством подклассов в каждом, т. е. решается задача нахождения экстремума функции многих переменных.

Следующим шагом в применении нейросетевого подхода для оценки или выбора АСУ ТП, необходимо осуществить обучение нейронной сети, которое заключается в настройке весов входных параметров [12, 13]. Наиболее широко известным являются многослойный персептрон и метод обратного распространения ошибки. Однако, для задач оптимизации с большим количеством входных параметров отсутствия на начальной стадии информации о направлении движения, эти методы могут потребовать большой длительности вычислительного процесса, также существует возможность нахождения локального, а не глобального экстремума. В настоящее время для решения такого рода задач рассматривается способ настройки весовых коэффициентов искусственных нейронных сетей, с помощью генетических алгоритмов (ГА) [14, 15].

В поставленной задаче вектор X входных параметров имеет размерность, соответствующую числу характеристик ресурсов технологического процесса учета расхода газа. Выходной вектор Y соответствует числу возможных решений по оценке и выбору АСУ, в данном случае находится в диапазоне от 0 до 1, где 0 означает «АСУ не соответствует данной конфигурации входных факторов», 1 означает «АСУ соответствует для данной конфигурации входных факторов».

Необходимо найти весовую матрицу W , элементами которой являются вещественные числа в отрезке $[0; 1]$, чтобы выполнялось равенство:

$$X * W = Y .$$

Требуется осуществить настройку весовой матрицы W , и в данной статье предлагается сделать это с помощью генетического алгоритма. Таким образом, фитнес-функция, или функция приспособленности, для ГА в решаемой задаче – минимизация отклонения весов i -го выхода j -го примера обучения нейронной сети от набора весов, реализующего оптимальное значение выходной функции (соответствия АСУТП) характеристикам ресурсов для данных i и j .

Все веса в сети объединены в одну строку, которая затем используется в ГА в качестве члена популяции [16]. Каждая строка представляет вес всей сети. Значение хромосомы, полученной из нейронной сети на рисунке 1, выглядит как

$$w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ \dots w_{21} .$$

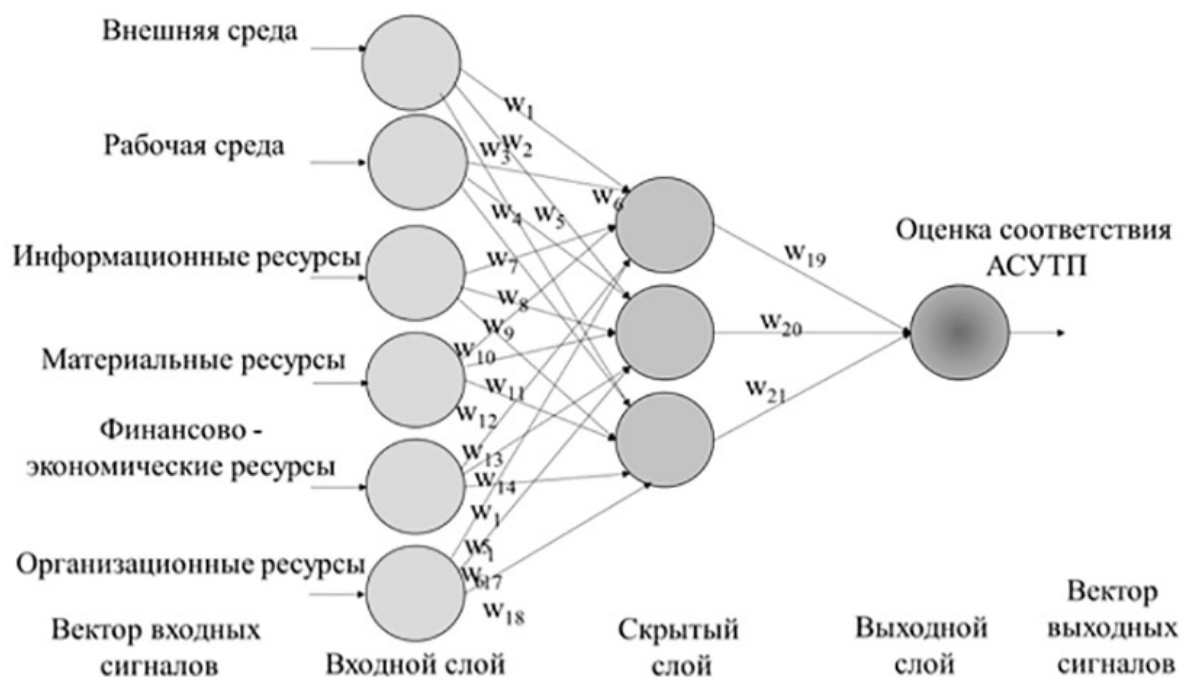


Рис. 1. Структура нейронной сети для определения соответствия АСУТП производственным требованиям

Функция приспособленности, или фитнес-функция (ФФ) может быть вычислена как

$$ФФ = \frac{1}{Err},$$

где $Err = y_{ij}' - y_{ij}$ – ошибка в вычислениях нейронной сети;

y_{ij}' – значение i -го выхода нейронной сети для j -го примера обучения нейронной сети;

y_{ij} – эталонное значение i -го выхода нейронной сети для j -го примера обучения нейронной сети;

$i \in \{1; I\}$ – количество выходов нейронной сети;

$j \in \{1; J\}$ – количество обрабатываемых примеров для обучения нейронной сети;

То есть чем ниже ошибка, тем выше приспособленность наборов весов нейронной сети [16].

Для инициализации процедуры ГА веса начальной популяции выбираются случайным образом. Из популяции выбираются особи (решения), являющиеся наилучшими с точки зрения ФФ. Каждый член популяции оценивается с использованием фитнес-функции.

Для уменьшения вероятности нахождения не глобального, а локального экстремума, и повышения точности нахождения экстремума, может быть применена случайная мутация, при которой ген, подлежащий изменению, принимает случайное значение из диапазона своего измерения.

Отбор особей для скрещивания осуществляется турнирным методом: случайным образом выбираются две особи и особь с лучшим качеством (с максимальной ФФ), привлекается для скрещивания. Таким образом, наилучшая особь из каждой подгруппы смешивается с другими особями, и все генетические операции повторяются.

При для заданных характеристиках внешней и рабочей сред, ресурсных факторов; найденных с помощью генетических алгоритмов весах нейронной сети, таких, что ФФ максимальна, нейросетевой подход позволит с заданной вероятностью сделать вывод о том, соответствует автоматизированная система управления производственным требованиям или нет. Также можно составить вектор выходных параметров таким образом, чтобы применять обученную с помощью ГА нейронную сеть с заданной вероятностью рекомендовать АСУ, наиболее соответствующую вектору водных факторов. Недостатки ГА, как эволюционных вычислений, можно нейтрализовать, если четко определить задачу и выработать рекомендации о выборе параметров алгоритма [19].

Несмотря на ключевую роль газовой отрасли в экономике РФ и значительные успехи в автоматизации ее основных и вспомогательных технологических процессов, некоторые проблемы газовой отрасли требуют постоянного поиска новых решений. Эволюционные методы и, в частности, генетические алгоритмы, могут быть инструментами повышения эффективности процессов газовой отрасли.

Список литературы

1. Тухбатуллин Ф.Г., Семейченков Д.С. О причинах разбаланса природного газа в системе газораспределения и методах прогнозирования его величины // Территория «НЕФТЕГАЗ». 2017. № 6. С. 14–20.
2. Овчаренко Е.В. Становление и развитие газовой промышленности в России: Автореф. дис. ... канд. эк. наук. Оренбург: Оренбургский ГУ, 2009. 24 с.
3. Программа «Цифровая экономика Российской Федерации, распоряжение Правительства № 1632-р от 28 июля 2017 г. [Электронный ресурс.] URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/71634878/> (дата обращения: 06.04.2020).
4. Вишняков Я.Д., Радаев Н.Н. Общая теория рисков: учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений. 2-е изд., испр. М.: Издательский центр «Академия», 2008. 368 с.

5. Годовой отчет о деятельности федеральной службы по экологическому, технологическому и атомному надзору в 2016 году. М. Федеральная служба по экологическому, технологическому и атомному надзору, 2017.

6. Давыдова О.Г., Малков А.В. Косвенные причины возникновения аварий на промышленных предприятиях // Успехи в химии и химической технологии. 2016. № 8. Т. XXX. М.: Российский химико-технологический университет имени Д.И. Менделеева. С. 78–80.

7. Dessler G. Human Resource Management. 13 edn. Miami, FL: Florida International University; Pearson Education, Inc., 2017. 82 p.

8. Sharp R. The Internet of Things in the office and HR // Online journal “HRmagazine”. Mark Allen Group, London, UK, 2018. URL: <https://www.hrmagazine.co.uk/article-details/the-internet-of-things-in-the-office-and-hr> (access date: 10.03.2020).

9. Kagemann H. et al. Recommendations for implementing the strategic initiative INDUSTRIE 4.0. Final report of the Industrie 4.0 Working Group // DIN Deutsches Institut für Normung e. V., Germany, 2018. URL: <https://www.din.de/blob/76902/e8cac883f42bf28536e7e8165993f1fd/recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf> (дата обращения: 20.09.2019).

10. Ferrari A. Digital Competence in Practice: An Analysis of Frameworks. European Commission Joint Research Centre Institute for Prospective Technological Studies, 2012, URL.: http://jiscdesignstudio.pbworks.com/w/file/55823162/FinalCSRReport_PDFPARAWEB.pdf (access date: 10.03.2020).

11. What is digital capability? // Jisc: Building digital capability. UK, 2018. URL.: <https://digitalcapability.jisc.ac.uk/what-is-digital-capability/> (access date: 10.03.2020).

12. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, Michigan: University of Michigan Press, 1975.

13. Назаров А.В., Лоскутов А.А. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. СПб.: Наука и Техника, 2003. 384 с.

14. Мищенко В.А., Коробкин А.А. Использование генетических алгоритмов в обучении нейронных сетей // Современные проблемы науки и образования. 2011. № 6. URL: <http://www.science-education.ru/ru/article/view?id=5138> (дата обращения: 24.03.2020).

15. Дилигенский Н.В., Дымова Л.Г., Севастьянов П.В. Нечеткое моделирование и многокритериальная оптимизация производственных систем в условиях неопределенности: технология, экономика, экология М.: Издательство «Машиностроение-1», 2004.

16. Mahajan R., Kaur G. Neural networks using genetic algorithms // International Journal of Computer Applications. 2013. Vol. 77. No. 14, September 2013. P. 6–11. DOI: 10.5120/13549-1153.

17. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика. М.: Горячая линия – Телеком, 2004. 143 с.

18. Чипига А.Ф., Воронкин Р.А. Обучение искусственных нейронных сетей путем совместного использования методов локальной оптимизации и генетических алгоритмов // Известия ТРТУ. Т. 33. №4. С. 172–174.

19. Шумков Е.А., Чистик И.К. Использование генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей // Научный журнал КубГАУ. 2013. №91(07).