

В. Д. Корепанов, студент, e-mail: korepanov.viacheslav@yandex.ru,
В. П. Кулагин, д-р техн. наук, проф., e-mail: Kulagin_VP@mgupi.ru,
Р. Ф. Халабия, канд. техн. наук, доц., e-mail: rustam-capitan@mail.ru,
Российский технологический университет

Использование нейронных сетей при модификации генетического алгоритма

Генетические алгоритмы находят все большее применение при разработке современного программного обеспечения в системах искусственного интеллекта, при решении оптимизационных задач, при построении искусственных нейронных сетей, а также в других отраслях знаний. Актуальным и перспективным направлением является совместное использование генетических алгоритмов и нейронных сетей, в результате чего образуются гибридные системы, предназначенные для решения конкретных практических задач. В статье рассматривается подход к модификации генетического алгоритма элементами нейронной сети. Целью данной модификации является построение нового, более эффективного алгоритма, превосходящего на определенном классе задач классический генетический алгоритм. Анализ эффективности предложенного алгоритма проведен на основе результатов, полученных при исследовании устройств распознавания запаха широкого класса химических веществ "электронный нос".

Ключевые слова: генетический алгоритм, особь, хромосома, ген, размножение, мутация, приспособленность (пригодность), нейронная сеть

Введение

В настоящее время генетические алгоритмы находят все большее применение при разработке программного обеспечения, в системах искусственного интеллекта, при решении оптимизационных задач, при построении искусственных нейронных сетей, а также в других отраслях знаний. Следует отметить, что сейчас с помощью генетических алгоритмов решаются задачи, для которых ранее использовались только нейронные сети. Генетические алгоритмы часто применяются совместно с нейронными сетями, образуя гибридные системы, предназначенные для решения конкретных задач.

В настоящей статье рассматриваются вопросы модификации генетического алгоритма элементами нейронных сетей. Целью данной модификации является построение нового, более эффективного алгоритма, превосходящего на определенном классе задач классический генетический алгоритм. В качестве данных для анализа эффективности предложенного алгоритма взяты результаты, полученные при

исследовании устройств распознавания широкого класса химических веществ "электронный нос" [8—13].

Классический генетический алгоритм

Генетический алгоритм представляет собой математическую модель эволюции популяции особей [4]. На примере описания алгоритма введем основные термины, которые будут использованы в данной работе. Каждая особь популяции характеризуется определенным числом хромосом h . Хромосома представляется последовательностью генов (цепочкой элементов) $S_k^m = (S_{k1}^m, S_{k2}^m, \dots, S_{kn}^m)$, где m — номер хромосомы k -й особи. Будем считать, что каждая хромосома имеет одинаковое число генов n . Хромосома определяет приспособленность (пригодность) особи к селекции и репродукции. Функцию пригодности обозначим $f_k = f(S_k)$, $k = \overline{1, N}$, где N — численность популяции. Цель генетического алгоритма состоит в нахождении особи с максимальным

значением функции приспособленности $f(S_k)$. Эволюция популяции представляется последовательностью поколений. На каждом следующем шаге состав популяции меняется. Каждое следующее поколение репродуцирует особи с относительно большими значениями функции $f(S_k)$. Соответствующие хромосомы приспособленных особей ("родителей") "скрещиваются" и подвергаются "мутациям". Процесс размножения продолжается до тех пор, пока не достигнуто условие окончания эволюционного поиска (например, достижение заданного предела числа поколений, определяемого эмпирически).

Модификация генетического алгоритма

Модификация классического генетического алгоритма посредством нейронной сети выполняется в целях уменьшения вычислительной трудоемкости. Следует отметить, что при этом происходит некоторая потеря точности. Однако для определенного класса задач (например, для распознавания образа газовой смеси [8–13] или при анализе и сравнении химических составов жидких и твердых объектов [21]) указанная потеря точности не наносит непоправимого ущерба, но время, выигранное при этом, в некоторых случаях имеет очень важное (первостепенное) значение.

Опишем модель размножения особей на примере функционирования персептрона [2, 3]. Хромосомы родителей поэлементно подаются на входы B_1 и B_2 (рис. 1). На выходе C поэлементно формируются хромосомы новой особи.

Пусть имеется множество значений, которые получены при анализе некоторого объекта и которые можно использовать в качестве эталонных при обучении персептрона. При обучении персептрона воспользуемся дельта-правилом, которое укрупненно можно представить в виде следующих шагов [7]:



Рис. 1. Схема работы персептрона для размножения (S_i^x , S_i^y — i -й ген хромосом с номерами x и y соответственно, подаваемый на входы B_1 и B_2 соответственно; w_1 , w_2 — веса входов)

1) задание весов входов персептрона (малые случайные величины);

2) подача на входы персептрона данных для обучения;

3) определение выходных значений персептрона;

4) нахождение разности между эталонным значением и значением, полученным на выходе персептрона;

5) корректировка весов в целях уменьшения ошибки;

6) повторение шагов 2–5, пока ошибка не достигнет одного из минимумов (локального либо глобального).

В процессе корректировки новое значение веса определяется в соответствии с выражением

$$w_j(t+1) = w_j(t) + E\eta z_j, \quad (1)$$

где j — номер входа персептрона; $w_j(t+1)$ — новое значение веса j -го входа; $w_j(t)$ — старое значение веса j -го входа; E — ошибка (разность между эталонным значением и текущим значением на выходе персептрона), при $t = 0$ в качестве текущего значения берется заданная малая величина; $0 < \eta < 1$ — коэффициент, задающий скорость (точность) работы алгоритма; z_j — данные, пришедшие на j -й вход персептрона [5].

Следует отметить, что при подстановке вместо персептрона некоторой нейронной сети все приведенные выше рассуждения остаются в силе [1, 6].

Распознавание образа вещества на основе модифицированного генетического алгоритма

Для демонстрации возможностей модифицированного алгоритма воспользуемся экспериментальными данными, полученными на установке "электронный нос" [20], функциональная схема которой представлена на рис. 2 (см. третью сторону обложки).

Аналоговый образ газовой смеси, снимаемый с датчиков установки, приведен на рис. 3 (см. третью сторону обложки).

Цифровая форма аналогового образа представлена на рис. 4. Данный одномерный массив будем называть хромосомой. В нашем случае образ газовой смеси (особь) формируется восемью хромосомами, что в данном случае определяется числом датчиков газочувствительной матрицы.

SA изопропил 20мл 01.03.2017 - 1 - copia.bt - Блокнот

Файл Правка Формат Вид Справка

Date
01.03.2017
DaStr
Обучение: изопропил 20мл
Относительная влажность - 24,4 %; Температура - 19,2 град C
dT
60
1Ar

0,011	0,014	0,013	0,012	0,010	0,009	0,007	0,007	0,006	0,005	0,004	0,004	0,003	0,003
0,003	0,003	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001
0,001	0,002	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001
0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002
0,001	0,001	0,001	0,002	0,002	0,001	0,000	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
0,001	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001	0,002	0,002	0,001	0,001	0,001	0,000	0,001	0,001
0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001
0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002	0,002	0,001	0,001
0,001	0,001	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,001	0,001
0,001	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,002	0,002
0,003	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001	0,001	0,002	0,002	0,002
0,001	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,001	0,002	0,003	0,002	0,002	0,002	0,002
0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,002	0,003	0,002	0,002
0,002	0,002	0,002	0,001	0,002	0,002	0,002	0,003	0,003	0,003	0,002	0,003	0,003	0,003
0,002	0,002	0,003	0,003	0,003	0,002	0,003	0,003	0,002	0,003	0,002	0,003	0,003	0,003
0,003	0,003	0,003	0,004	0,004	0,003	0,002	0,003	0,003	0,003	0,003	0,004	0,003	0,004
0,003	0,004	0,004	0,004	0,004	0,004	0,004	0,004	0,005	0,004	0,005	0,005	0,005	0,005

Рис. 4. Цифровая форма образа изопропила

Гены хромосомы соответствуют точкам графика. Число точек (генов) определяется шагом оцифровывания и выбирается произвольно исходя из точности представления аналогового сигнала.

В соответствии с данными, поступающими со входа установки, создаем N одинаковых особей, каждая из которых мутирует в соответствии с некоторым правилом (рассмотрено ниже). Таким образом, N особей образуют популяцию.

Каждая особь поочередно выбирается в качестве первого родителя. Затем определяется факт размножения особи на данном этапе эволюции в соответствии со следующим правилом:

$$f(r_0) = \begin{cases} 0, r_0 \geq q_0; \\ 1, r_0 < q_0, \end{cases} \quad (2)$$

где r_0 — псевдослучайное вещественное число из отрезка $[0; 1]$; q_0 — постоянная величина, равная некоторому вещественному числу из отрезка $[0; 1]$, подбираемая эмпирически.

Если на данном этапе эволюции $f(r_0) = 1$, то происходит размножение особи. В противном случае происходит переход к анализу следующей особи. Номер второго родителя определяется случайно.

Новая хромосома очередной особи, в случае использования классического алгоритма, создается из двух соответствующих хромосом-родителей, каждый ген новой хромосомы вычисляется по формуле

$$\begin{cases} S_i^m = S_i^x + c(S_i^y - S_i^x), r \bmod 2 = 0; \\ S_i^m = S_i^y - c(S_i^y - S_i^x), r \bmod 2 \neq 0, \end{cases} \quad (3)$$

где S_i^m — i -й ген новой хромосомы с номером m ; r — псевдослучайное целое число; c — постоянная величина, равная некоторому вещественному числу из отрезка $[0; 1]$, подбираемая эмпирически.

В случае использования модифицированного алгоритма размножение происходит с учетом работы персептрона (см. рис. 1).

Новая хромосома с вероятностью q мутирует, т. е. псевдослучайным образом выбирается один из ее генов и изменяется по формуле

$$S_i'^m = pS_i^m, r_0 < q, \quad (4)$$

где $S_i'^m$ — новое значение выбранного i -го гена m -й хромосомы; p — параметр мутации (псевдослучайное вещественное число, выбираемое на отрезке $[a, b]$); q — постоянная величина, равная некоторому вещественному числу на отрезке $[0; 1]$, подбираемая эмпирически; a, b — постоянные величины, равные некоторым вещественным числам, подбираемым эмпирически: $a, b \in (-\infty; +\infty)$.

Процесс размножения, например, может быть закончен в момент достижения наперед заданного числа поколений.

Для каждой хромосомы с номером m вычисляем значение отклонения (погрешности):

$$\delta = \sum_{i=1}^N |S_i^m - Y_i^m|, \quad (5)$$

где S_i^m — i -й ген m -й хромосомы особи, полученной в результате работы алгоритма с данными со входа установки; Y_i^m — i -й ген m -й хромосомы особи, представленной образом из базы данных.

Итоговая особь образуется из хромосом с наименьшей погрешностью для взятого из базы данных образа. Погрешность итоговой особи Δ есть сумма погрешностей всех ее хромосом.

Каждому образу соответствует единственная итоговая особь. Итоговую особь, имеющую наименьшую погрешность $\Delta_{\min}$, предлагается рассматривать в качестве результата идентификации исследуемого образа. Будем использовать обозначения Δ и $\Delta_{\min}$ для модифицированного алгоритма, Δ_0 и $\Delta_{0\min}$ — для классического.

Сравнительный анализ алгоритмов

Сравнительный анализ классического и модифицированного алгоритмов проведем на примере данных, полученных с помощью установки "электронный нос", представленной на рис. 2. С этой целью введем критерии оценки: величину μ , определяемую отношением времени работы модифицированного генетического алгоритма t_1 ко времени работы классического генетического алгоритма t_0 при анализе одного и того же подмножества образов, и величину ε , характеризующую относительную точность работы алгоритмов:

$$\mu = \frac{t_1}{t_0}; \quad (6)$$

$$\varepsilon = \frac{\Delta_{0\min}}{\Delta_{\min}}. \quad (7)$$

Анализируя выражение (3), можно отметить, что в случае применения классического алгоритма для вычисления одного гена хромосомы необходимо выполнить следующие шаги:

- 1) генерация числа r ;
- 2) вычисление выражения $r \bmod 2$;
- 3) сравнение результата, полученного на шаге 2, с нулем;
- 4) получение разности $(S_i^y - S_i^x)$;
- 5) умножение результата, полученного на шаге 4, на значение c , либо на $(-c)$;
- 6) сложение результата, полученного на шаге 5, с S_i^x , либо с S_i^y .

Будем считать, что шаги 1 и 5 являются более трудоемкими и описываются длинными операциями.

В случае использования модифицированного алгоритма вычисление одного гена хромосомы определяется следующими шагами:

- 1) умножение S_i^x на вес w_1 ;
- 2) умножение S_i^y на вес w_2 ;
- 3) сложение результатов, полученных на первых двух шагах.

В этом случае шаги 1 и 2 представляются длинными операциями, а 3 шаг — короткой.

Пусть в базе данных содержится P образов. На распознавание подается последовательность образцов, включающая R элементов. Среднее арифметическое числа длинных и числа коротких операций классического алгоритма в случае распознавания одного образа обозначим M_0 и M'_0 соответственно. Аналогично M_1

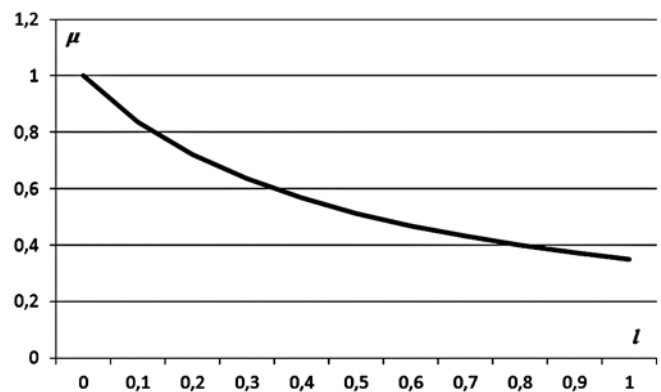


Рис. 5. График функции $\mu(l)$

и M'_1 — для модифицированного алгоритма. Введем величину l , определяемую отношением времени выполнения короткого шага dt ко времени выполнения длинного шага $d\tau$:

$$l = \frac{dt}{d\tau}. \quad (8)$$

Отсюда выражение (6) может быть преобразовано к следующему виду:

$$\mu = \frac{t_1}{t_0} = \frac{M'_1 dt + M_1 d\tau}{M'_0 dt + M_0 d\tau} = \frac{M'_1 l + M_1}{M'_0 l + M_0}. \quad (9)$$

Для нашего случая при $P = 33$ и $R = 100$ имеем:

$$\mu = \frac{13\ 204\ 308l + 264\ 086\ 160}{527\ 939\ 400l + 263\ 969\ 700}. \quad (10)$$

Построим график зависимости μ от l (рис. 5).

Из графика видно, что модифицированный алгоритм является более предпочтительным при больших значениях l .

Для демонстрации работы модифицированного алгоритма распознаем один из образов базы данных.

Пусть необходимо распознать образ изопропила (рис. 6, см. третью сторону обложки).

На основе полученных вычислений имеем:

$$\mu = \frac{87,4227}{123,2537} \approx 0,7093; \quad \varepsilon = \frac{138,6752}{142,3551} \approx 0,9741.$$

Модифицированный алгоритм тем предпочтительнее, чем сложнее способ размножения (чем большее число длинных операций требуется для вычисления одного гена хромосомы).

Заключение

Следует отметить, что модифицированный генетический алгоритм является более предпочтительным в тех случаях, когда процедура размножения хромосом включает достаточно большое число трудоемких (длинных) операций. Возможная потеря точности при этом не имеет решающего значения для рассматриваемого класса задач, что подтверждается экспериментом.

Описанный алгоритм гибридной системы с успехом может быть применен и для анализа других информационных потоков, например космического излучения, представляющего сегодня актуальнейшее направление современных исследований [14–19].

Список литературы

1. Аксенов С. В., Новосельцев Б. В. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) // Томск: Издательство научно-технической литературы, 2006. 128 с.
2. Заенцев И. В. Нейронные сети: основные модели // Воронеж: Воронежский государственный университет, 1999. 74 с.
3. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей // М.: Издательский дом "Вильямс", 2001, 287 с.
4. Подлазова А. В. Генетические алгоритмы на примерах решения задач раскроя // Пробл. Управл., 2008, вып. 2. С. 57–63.
5. Хайкин С. Нейронные сети, полный курс. Издание второе, исправленное // М.: Издательский дом Вильямс, 2006. 1104 с.
6. Norbert Wiener. Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine. (Hermann & Cie Editeurs, Paris, The Technology Press, Cambridge, Mass., John Wiley & Sons Inc., New York, 1948)
7. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation // Parallel Distributed Processing. Vol. 1. — Cambridge, MA: MIT Press, 1986.
8. Ivanov A. I., Kulagin V. P., Kaperko A. F., Kuznetsov Y. M., Obolyaeva N. M., Chulkova G. M., Yurin A. N., Shustrov A. V. Instrumental means for the control and analysis of gas mixtures based on the use of artificial neural networks (Conference Paper), in: Proceedings of the 2017 International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies", St. Petersburg; Russian Federation; 23–30 September 2017. P. 734–738.
9. Kulagin V., Kuznetsov Y. M., Chulkova G. M., Львов С., Шустров А., Иванов А. Intelligent multi-sensor measurement device for recognition of gas-air mixture samples with the use of artificial neural networks, in: Proceedings of the XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM 2017), 24–26.05.2017, Saint Petersburg. Издательство СПбГЭТУ "ЛЭТИ", 2017. doi P. 574–576.
10. Ivanov A. I., Kaperko A., Kuznetsov Y. M., Kulagin V., Chulkova G. M., Shustrov A. Information Engineering for Rapid

Recognition of Odors with the Help of "Electronic Nose", in: 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT) Vol. 1: 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies Conference Proceedings. Session 2 Data Mining and Data Engineering. M., 2017. Ch. 2. P. 210–212.

11. Kulagin V., Ivanov A. I., Kuznetsov Y. M., Chulkova G. M. Multidimensional mutual ordering of patterns using a set of pre-trained artificial neural networks // Journal of Physics: Conference Series. 2017. Vol. 803. N. 1.

12. Kulagin V., Kuznetsov Y. M., Chulkova G. M., Ivanov A., Ivannikov A. D. HighDimensional NeuralNetwork Artificial Intelligence Capable of Quick Learning to Recognize a New Smell, and Gradually Expanding the Database, in: 2016 Third International Conference on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC). M.: IEEE, 2016. P. 332–335.

13. Кулагин В. П., Кузнецов Ю. М., Чулкова Г. М., Иванов А. Алгоритмы цифровой обработки информации на основе нейронных сетей для распознавания широкого класса химических веществ // Сб. докладов Всероссийской конференции "Радиоэлектронные средства получения, обработки и визуализации информации" (РСПОВИ-2016). М.: РНТОРЭС им. А. С. Попова, 2016. С. 204–209.

14. Истратов А. Ю., Захарченко К. В., Каперко А. Ф., Колюбин В. А., Кулагин В. П., Курочкин Р. И. Применение нейросетевого подхода к измерениям потоков космического излучения // Измерительная техника. 2016. № 3. С. 49–54.

15. Afanasiev V., Kaperko A., Kulagin V., Kolyubin V. Method of Adaptive Filtering in the Problem of Restoring Parameters of Cosmic Radiation Automation and Remote Control, 2017, Vol. 78, No. 3, pp. 397–412 / Пер. с рус. // Automation and Remote Control. 2017. No. 3. P. 397–412. doi

16. Каперко А. Ф., Кулагин В. П. Интеллектуальные методы и информационные технологии в процессах контроля и управления потоками ионизирующего излучения // Информационные технологии моделирования и управления. 2017. № 3. С. 45–50.

17. Афанасьев В. Н., Каперко А. Ф., Колюбин В. А., Кулагин В. П. Метод адаптивной фильтрации в задаче восстановления параметров космического излучения // Автоматика и телемеханика. 2017. № 3. С. 15–33.

18. Zakharchenko K. V., Kolyubin V., Kaperko A., Kulagin V., Nedosekin P., L'vov S. A. Modeling the operation of a sensor unit in a monitoring device for the parameters of cosmic ray fluxes / Пер. с рус. // Measurement Techniques. 2016. Vol. 59. No. 8. P. 884–891.

19. Zakharchenko K. V., Kaperko A., Kolyubin V., Kulagin V., L'vov S. A., Nedosekin P. Modeling the Operation of a Sensor Unit in a Monitoring Device for the Parameters of Cosmic Ray Fluxes // Measurement Techniques. 2016. Vol. 59. No. 8. P. 884–891.

20. Разработка нового поколения быстрообучаемых средств нейросетевого распознавания широкого класса химических веществ (высокоинтеллектуального искусственного носа) на основе твердотельных газочувствительных матриц / Номер гос. учета — АААА-Б 18-218030690084-1.

21. Lapshenkov E. M., Volkov V. Y., Kulagin V. P. Synthesis of compact patterns for NMR relaxation decay in intelligent "electronic tongue" for analyzing heavy oil composition // Journal of Physics: Conference Series, Volume 1015, Mathematical simulation and data processing, 2018. doi: 10.1088/1742-596/1015/3/032083

The Use of Neural Networks in the Modification of the Genetic Algorithm

Genetic algorithms are increasingly used in the development of modern software, in artificial intelligence systems, in the solution of optimization problems, in the construction of artificial neural networks, as well as in other branches of knowledge. An actual and promising direction is the joint use of genetic algorithms and neural networks. As a result hybrid systems are formed to solve specific practical problems. In the article the approach to modification of the genetic algorithm by elements of neural networks is considered. The purpose of this modification is to construct a new more efficient algorithm that surpasses the classical genetic algorithm in a certain class of problems. Efficiency analysis of the proposed algorithm is based on the results obtained in the "electronic nose" investigation (devices for odors recognition of a wide chemicals class).

Keywords: genetic algorithm, individual, chromosome, gene, reproduction, mutation, fitness, neural network

DOI: 10.17587/it.24.799-804

References

1. Aksekov S. V., Novoselcev B. V. Organizatsiya i ispol'zovanie nejronnyh setej (metody i tekhnologii), Tomsk, Izdatel'stvo nauchno-tekhnicheskoy literatury, 2006. 128 p. (in Russian).
2. Zaenecov I. V. Nejronnye seti: osnovnye modeli, Voronezh, Voronezhskij Gosudarstvennyj universitet, 1999, 74 p. (in Russian).
3. Kallan R. Osnovnye koncepcii nejronnyh setej, Moscow, Izdatel'skij dom "Vil'yams", 2001, 287 p. (in Russian).
4. Podlazova A. V. Geneticheskie algoritmy na primerah resheniya zadach raskroya, *Problemy Upravleniya*, 2008, iss. 2, pp. 57–63 (in Russian).
5. Hajkin S. Nejronnye seti, polnyj kurs. Izdanie vtroe, ispravlennoe, Moscow, Izdatel'skij dom Vil'yams, 2006, 1104 p.
6. Wiener N. Cybernetics or Control and Communication in the Animal and the Machine, Hermann & Cie Editeurs, Paris, The Technology Press, Cambridge, Mass., John Wiley & Sons Inc., New York, 1948.
7. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning Internal Representations by Error Propagation, *Parallel Distributed Processing*, vol. 1, Cambridge, MA, MIT Press, 1986.
8. Ivanov, A. I., Kulagin, V. P., Kaperko, A. F., Kuznetsov, Y. M., Obolyaeva, N. M., Chulkova, G. M., Yurin, A. N., Shustrov, A. V. Instrumental means for the control and analysis of gas mixtures based on the use of artificial neural networks (Conference Paper), *Proceedings of the 2017 International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies"*, St. Petersburg; Russian Federation; 23–30 September 2017, pp. 734–738.
9. Kulagin V., Kuznetsov Y. M., Chulkova G. M., L'vov S., Shustrov A., Ivanov A. Intelligent multi-sensor measurement device for recognition of gas-air mixture samples with the use of artificial neural networks, *Proceedings of the XX IEEE International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM 2017)*, 24–26.05.2017, Saint Petersburg. Izdatel'stvo SPbGEHTU "LEHTI", 2017, pp. 574–576.
10. Ivanov A. I., Kaperko A., Kuznetsov Y. M., Kulagin V., Chulkova G. M., Shustrov A. Information Engineering for Rapid Recognition of Odors with the Help of "Electronic Nose", *11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT)*, vol. 1: 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies Conference Proceedings. Session 2 Data Mining and Data Engineering. Moscow, 2017, part 2, pp. 210–212.
11. Kulagin V., Ivanov A. I., Kuznetsov Y. M., Chulkova G. M. Multidimensional mutual ordering of patterns using a set of pre-trained artificial neural networks, *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, vol. 803, no. 1.
12. Kulagin V., Kuznetsov Yu. M., Chulkova G. M., Ivanov A., Ivannikov A. D. High Dimensional Neural Network Artificial Intelligence Capable of Quick Learning to Recognize a New Smell, and Gradually Expanding the Database, *2016 Third International Conference on Digital Information Processing, Data Mining, and Wireless Communications (DIPDMWC)*, Moscow, IEEE, 2016, pp. 332–335.
13. Kulagin V. P., Kuznetsov Yu. M., Cpulkova G. M., Ivanov A. Algoritmy cifrovoy obrabotki informatsii na osnove nejronnyh setej dlya raspoznavaniya shirokogo klassa himicheskikh veshchestv, *Sbornik dokladov Vserossijskoj konferencii "Radioelektronnye sredstva polucheniya, obrabotki i vizualizatsii informatsii" (RSPOVI–2016)*, Moscow, RNTOREHS im. A. S. Popova, 2016, pp. 204–209 (in Russian).
14. Istratov A. Yu., Zaharchenko K. V., Kaperko A. F., Kolyubin V. A., Kulagin V. P., Kurochkin R. I. Primenenie nejrosetevogo podhoda k izmereniyam potokov kosmicheskogo izlucheniya, *Izmeritel'naya Tekhnika*, 2016, no. 3, pp. 49–54 (in Russian).
15. Afanasiev V., Kaperko A., Kulagin V., Kolyubin V. Method of Adaptive Filtering in the Problem of Restoring Parameters of Cosmic Radiation, *Automation and Remote Control*, 2017, vol. 78, no. 3, pp. 397–412.
16. Kaperko A. F., Kulagin V. P. Intellektual'nye metody i informatsionnye tekhnologii v processah kontrolya i upravleniya potokam ioniziruyushchego izlucheniya, *Informatsionnye Tekhnologii Modelirovaniya i Upravleniya*, 2017, no. 3, pp. 45–50 (in Russian).
17. Afanas'ev V. N., Kaperko A. F., Kolyubin V. A., Kulagin V. P. Metod adaptivnoj fil'tracii v zadache vosstanovleniya parametrov kosmicheskogo izlucheniya, *Avtomatika i Telemekhanika*, 2017, no. 3, pp. 15–33 (in Russian).
18. Zakharchenko K. V., Kolyubin V., Kaperko A., Kulagin V., Nedosekin P., L'vov S. A. Modeling the operation of a sensor unit in a monitoring device for the parameters of cosmic ray fluxes, *Measurement Techniques*, 2016, vol. 59, no. 8, pp. 884–891.
19. Zakharchenko K. V., Kaperko A., Kolyubin V., Kulagin V., L'vov S. A., Nedosekin P. Modeling the Operation of a Sensor Unit in a Monitoring Device for the Parameters of Cosmic Ray Fluxes, *Measurement Techniques*, 2016, vol. 59, no. 8, pp. 884–891.
20. Razrabotka novogo pokoleniya bystro obuchaemykh sredstv nejrosetevogo raspoznavaniya shirokogo klassa himicheskikh veshchestv (vysokointellektual'nogo iskusstvennogo nosa) na osnove tverdotel'nykh gazochuvstvitel'nykh matric, Nomer gos. ucheta — AAAA-B 18-218030690084-1 (in Russian).
21. Lapshenkov E. M., Volkov V. Y., Kulagin V. P. Synthesis of compact patterns for NMR relaxation decay in intelligent "electronic tongue" for analyzing heavy oil composition, *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1015, Mathematical simulation and data processing, 2018, doi: 10.1088/1742-596/1015/3/0320.