

S. G. Lelekov, Associate Professor, e-mail: p1859@yandex.ru,
Sevastopol State University, Sevastopol,
A. M. Lyakh, Senior Scientist, e-mail: antonlyakh@yahoo.com,
Institute of biology of the Southern seas, Sevastopol

The Adaptive Fuzzy Inference System for Biological Taxonomy

Taxonomic identification of natural objects requires qualified researchers (experts) or qualitative identifiers which present expert knowledge. Realization of taxonomic identifiers in the form of computer expert systems leads to the needs to transform taxonomic diagnosis to formalized computer description. Diagnosis contain specific terminology and fuzzed statements that hamper their understanding and obstruct mathematical formalization. For that reason taxonomic expert systems not widely used.

Adaptive expert systems partially solved that problem because they takes into account semantic ambiguity of natural language. Adaptability means that system adapts to interpretation of indistinct user and expert concepts. The theory of fuzzy sets is the mathematical basis of adaptive expert systems functioning. According to algorithm presented in the paper the expert system transforms expert description of organism features into linguistic variables, presents them to the user for organism identification, transforms user answers into another linguistic variables, and compare user linguistic variable with expert ones to find a correspondence of organisms description stored in the system knowledge base with the user object.

The proposed approach of knowledge representation and organization of fuzzy inference in adaptive taxonomic expert systems is implemented in a series of computer identifiers. The authors have developed a prototype of an adaptive expert system "Taxakeys" (taxakeys.org). On its basis, together with the group of experts, the interactive identifiers of Cladocera, Copepoda, zooplankton and two fish families Blennidae and Clupeidae of the Sevastopol region have been created.

Keywords: expert systems, linguistic variables, fuzzy inference, biological taxonomy, computer taxonomic keys

References

1. **Lobanov A. L., Kirejchuk A. G., Stepan'janc S. D., Smirnov I. S.** Diagnosticheskie kljuchi: ot tekstovyh dihotomicheskikh do komp'yuternyh, *Trudy Zoologicheskogo instituta RAN*, 2013, Prilozhenie, no. 2, pp. 249—268.
2. **Adeeyo A. O., Ogunkunle A., Bello O. S.** Review of Identification Aids in Biology: Past, Present and Future Challenges. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies MCSEER Publishing*, Rome-Italy, 2013, vol. 2, no. 13, pp. 27—34.
3. **Dallwitz M. J.** *A Comparison of Interactive Identification Programs*. URL: <http://delta-intkey.com/www/comparison/htm>
4. **Lelekov S., Lyakh A.** Taxex: Taxonomical expert system — history of development and technology of identification. V. Berghe (eds.). *Proceedings of "Ocean Biodiversity Informatics": an Int. conf. on marine biodiversity data management*. Hamburg, Germany, 29 Nov. — 1 Dec, 2004. Paris: UNESCO/IOC, VLIZ, BSH, 2007, pp. 111—120.
5. **Lyakh A. M., Lelekov S. G.** Adaptivnaja ekspertnaja sistema dlja taksonomicheskoy identifikacii organizmov. *Ekologicheskaja bezopasnost pribrezhnoj i shelfovoj zon i kompleksnoe ispolzovanie resursov shelfa*. Sb. nauchn. tr. Sevastopol, 2014, iss. 29, pp. 107—113.
6. **Lelekov S. G., Lyakh A. M.** Nechetkoe opisanie priznakov ob'ektov v adaptivnyh taksonomicheskikh jekspertnyh sistemah. *Visionik SevNTU: zb. nauk. pr. Serija: Avtomatizacija procesiv ta upravlinja*. Sevastopol, 2014, iss. 147/2014, pp. 143—149.
7. **Zade L. A.** *Ponjatje lingvisticheskoj peremenoj i ego primenenie k prinjatiju priblizhennyh reshenij*. Moscow: Mir, 1976. 168 p.
8. **Lelekov S. G.** Metod ucheta vlijanija modifikatorov na nechetkie znacheniiia lingvisticheskikh peremennyh, *Artificial intelligence*, 2013, no. 4 (62), pp. 454—462.
9. **Leonenkov A. V.** Nechetkoe modelirovanie v srede MATLAB i fuzzy TECH. SPb.: BHV, 2003, 736 p.

УДК 004.272.34

В. С. Дыкин, магистрант, **В. Ю. Мусатов**, канд. техн. наук, доцент, **А. С. Варезников**, аспирант,
А. А. Большаков, д-р техн. наук, профессор, **В. В. Сысоев**, д-р техн. наук, профессор
СГТУ, г. Саратов, e-mail: robsii@sstu.ru

Применение генетического алгоритма для определения архитектуры нейронной сети для прибора вида "электронный нос"

Рассматривается возможность применения генетических алгоритмов для выбора топологии искусственных нейронных сетей в системе распознавания газоаналитического устройства вида "электронный нос". Поиск топологии осуществлен оптимизацией по критериям увеличения процента правильного распознавания и уменьшения вычислительных затрат с использованием массива заранее заданных вероятных значений параметров архитектуры нейронной сети. Оптимизируемые характеристики: число скрытых слоев, количество нейронов в каждом слое и объем обучающей выборки. Распознавание проведено в системе Matlab нейронной сетью прямого распространения с функцией обучения Левенберга-Марквардта. Полученные результаты подтверждают работоспособность созданного алгоритма поиска топологии искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: "электронный нос", генетические алгоритмы, мультисенсорная микросистема, анализ газов, распознавание образов

Введение

При построении газоаналитических приборов существуют два принципиально разных подхода. Первый заключается в применении аналитических инструментов химического анализа (спектрометры, хроматографы), при котором газовая смесь идентифицируется как набор составляющих ее компонентов, измеряемых с большой точностью. Во втором подходе смесь идентифицируется как целое, следуя аналогии с работой биологического механизма обоняния [1]. Поэтому приборы, работающие согласно этому принципу, получили название "электронный нос". Они основаны на наборе слабоселективных сенсоров, совокупный сигнал которых обрабатывается методами распознавания образов в режиме реального времени для классификации газовых смесей [2]. Селективность отдельных сенсоров к определенным газам не играет определяющей роли, но из "перекрестной" чувствительности можно извлечь информацию о виде газовой смеси и, при необходимости, о концентрации отдельных ее составляющих [3].

Среди множества методов распознавания образов, применяемых при создании приборов вида "электронный нос", наибольший интерес вызывают искусственные нейронные сети (ИНС), которые позволяют проводить различную предобработку сенсорных сигналов и классифицировать их в соответствующие группы [4]. Для успешной работы ИНС необходимо обеспечить достаточную обучающую выборку и выбрать архитектуру сети, наиболее подходящую для решения задачи.

Следует отметить, что в большинстве случаев задача выбора ИНС при использовании в приборах "электронный нос" решается, как правило, эмпирическим способом [5]. В то же время с 70-х гг. прошлого века известны генетические алгоритмы (ГА) [6], представляющие метод поиска глобального экстремума целевой функции. Эти методы отражают естественную эволюцию решения задач, которая включает естественный отбор и наследование. В настоящей работе исследованы возможности применения ГА к выбору архитектуры ИНС, решающей задачу распознавания газов обработкой сенсорных сигналов прибора "электронный нос" с наименьшей погрешностью.

1. Описание объекта исследования

1.1. Прибор вида "электронный нос" на основе мультисенсорного чипа. Принципиальное устройство прибора "электронный нос" представлено на рис. 1 (см. вторую сторону обложки) [7]. Прибор состоит из трех модулей: набора газовых сенсоров, системы предобработки данных и системы обработки информации (ИНС или другой математический метод распознавания или классификации [8]).

Газовые сенсоры обеспечивают физический уровень взаимодействия с газом и преобразуют химические реакции и другие взаимодействия сенсорного материала с газовой фазой в измеряемый электрический (в некоторых случаях, оптический) сигнал [9]. При составлении наборов сенсоров каждой газовой смеси соответствует векторный сигнал [10], который может быть обработан методами распознавания образов. В зависимости от выбранного метода распознавания сенсорные сигналы могут быть подвергнуты предварительной обработке для лучшего выделения признаков, характеризующих тестовый газ (рис. 1, см. вторую сторону обложки).

Перспективным направлением при конструировании приборов "электронный нос" является применение мультисенсорных систем, сформированных из однотипных датчиков, расположенных на одном кристалле [11]. В этом случае датчики мультисенсорной системы имеют единый тип сигнала, а вариации свойств и выходных характеристик достигается на основе изменения внутренних параметров [12]. Наибольшее распространение в таких системах получили полупроводниковые датчики хеморезистивного типа [8]. Принцип их действия основан на изменении поверхностного сопротивления хеморезистора при адсорбции молекул газа на поверхности полупроводника. Такой датчик формируется, как правило, на диэлектрической подложке нанесением электродов, между которыми помещается газочувствительный полупроводниковый элемент (как правило, оксид металла).

В данной работе применяли мультисенсорный чип, сформированный на основе пленки SnO_2 [11]. Расположение электродов, как показано на рис. 2 (см. вторую сторону обложки), разделяет сплошной слой SnO_2 на 38 сегментов на площади 4×8 мм. Чип размещен в 120-штырьковый корпус (PGA-120, Куосера Со., Япония) на керамических столбиках.

Для создания неоднородности свойств хеморезистивных элементов в чипе применен переменный нагрев подложки, для чего только одна сторона корпуса закреплена на трубках керамическим клеем. Электрические соединения электродов, терморезисторов и нагревателей выполнены с использованием золотых проволочек толщиной 38 мкм, приваренных ультразвуковой сваркой.

В работе исследована возможность использования ГА для выбора архитектуры ИНС, которая осуществляет распознавание векторных сигналов, генерированных рассмотренной выше линейкой хеморезистивных элементов чипа, к воздействию различных газовых смесей с наименьшей погрешностью.

1.2. Принцип работы ГА и взаимодействие с ИНС.

В описании ГА [6] используются термины, заимствованные из генетики и техники. Их основой служит модель естественной эволюции и методы

Таблица 1

Соответствие обозначений в ГА и ИНС [6]

ГА	ИНС
Ген	Бит в строке решения
Хромосома	Упорядоченная последовательность генов
Особь	Решение, представленное хромосомой
Популяция	Множество особей в текущем поколении
Генотип	Набор возможных хромосом особи
Фенотип	Декодированное из хромосомы значение искомым параметров
Поколение	Популяция особей на данной итерации алгоритма
Потомки	Поколение, созданное на основе исходного поколения на данной итерации

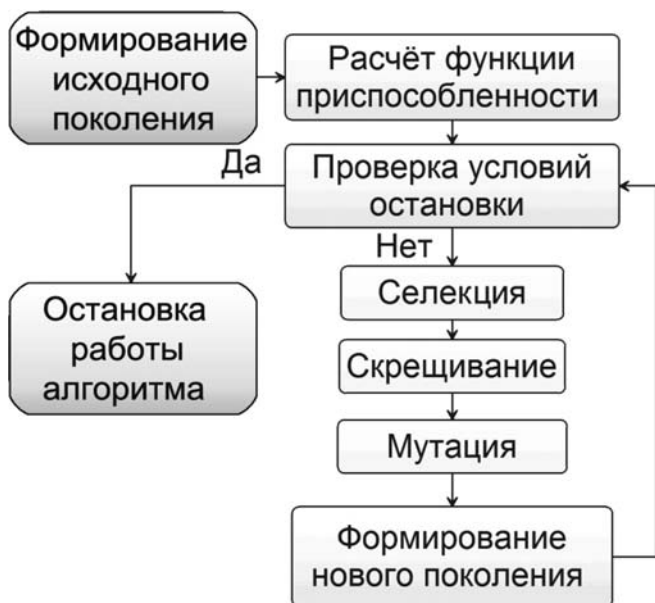


Рис. 3. Блок-схема функционирования ГА

случайного поиска. Искомое решение представляется в виде двоичной строки, в которой в двоичном коде закодированы значения оптимизируемых параметров. Соответствие обозначений в ГА и ИНС приведены в табл. 1.

Классический ГА использует двоичное кодирование параметров и состоит из последовательности операций, представленных на рис. 3.

Существуют различные способы взаимодействия ГА и ИНС [7], например:

- ИНС применяют для поддержки ГА: сеть формирует исходную популяцию, а ГА проводит поиск по кратчайшему пути;
- ГА применяют для поддержки ИНС: 1) ГА подбирает параметры, либо преобразует пространство параметров, используемых ИНС для классификации; 2) ГА подбирает правила обучения, либо параметры, влияющие на процесс обучения ИНС; 3) ГА обучает ИНС через оптимизацию весов сети.

Выбор способа взаимодействия ГА и ИНС обоснован тем, что точных алгоритмов выбора архитектуры ИНС не существует [5]. Определение оптимального числа нейронов возможно по теореме Арнольда — Колмогорова — Хехт-Нильсена [14], однако она имеет рекомендательный характер. В практических задачах полученное таким образом число нейронов может не соответствовать оптимальной топологии.

В настоящей работе рассмотрена ИНС прямого распространения, которая является широко используемым средством распознавания образов [4]. Для таких ИНС имеется большой выбор алгоритмов обучения, оптимизированных с точки зрения потребления ресурсов. Для примера рассмотрена многослойная ИНС с сигмоидальной функцией активации, в которой поиск архитектуры сводится к выбору топологии и связанному с ней объему оптимальной обучающей выборки.

Для ИНС с различным числом синаптических связей размер оптимальной обучающей выборки варьируется. При этом объем выборки меньше оптимального приводит к некорректному обучению, а превышение оптимального объема — к снижению сходимости. Сходимость — способность распознавать образы, не участвовавшие в обучении. Критерий оптимальности заключается в минимальной погрешности распознавания при решении поставленной задачи ИНС.

2. Описание результатов экспериментов и их анализ

2.1. Экспериментальное получение векторных сигналов прибора "электронный нос" при воздействии газов.

Экспериментальные результаты по воздействию газовых смесей на мультисенсорный чип получены с использованием установки, изображенной на рис. 4.

Векторный сигнал мультисенсорного чипа считывался электронно-измерительным блоком КАМИНА

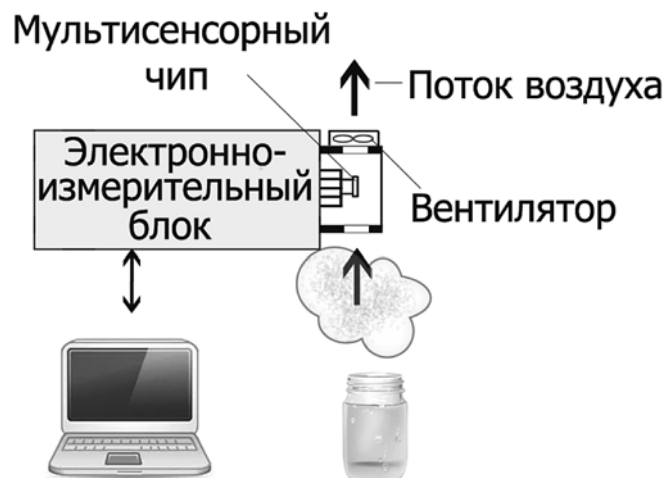


Рис. 4. Схема экспериментальной установки по получению сигналов прибора "электронный нос" при воздействии различных паров

(KIT, Германия) [11], который подключен через интерфейс RS232 к ПК. Измерение сопротивлений сенсорных сегментов проводили между парой электродов со скоростью опроса 30 мс на сегмент. Среднюю температуру поверхности чипа поддерживали на уровне 350 °С. Полученные данные сохраняли на компьютере. Объем измерительной камеры, в которой установлен образец, составлял около 50 см³. Напуск тестового газа (в смеси с чистым лабораторным воздухом) осуществлялся в проточном режиме; между тестовыми газами проводили напуск чистого лабораторного воздуха. Время экспозиции образца каждого газа составляло 1 мин.

В качестве тестовых газов использованы пары этанола, ацетона, пропанола и аммиака. Открытый резервуар с соответствующими растворами помещали в поток воздуха, нагнетаемого встроенным вентилятором в измерительную камеру. Данная установка полностью симулировала условия реального применения устройства.

2.2. Реализация ГА. В настоящей работе применен ГА на основе двоичного кодирования хромосомы с размером популяции, равной 16. Используемый метод отбора — способ рулетки (*chart roulette selection*) [13]. Вероятность мутации принята равной 10. Процедура скрещивания заключается в нахождении точки скрещивания случайным образом и обменом частями хромосом до и после выбранной точки для двух родительских особей. Оптимизация, проводимая ГА, включает оценку значений ошибки обучения ИНС и минимизацию числа нейронов, составляющих скрытые слои ИНС. Результативность ИНС повышается при снижении ошибки обучения. Минимизация числа нейронов осуществляется дополнительным слагаемым целевой функции, значение которого пропорционально числу нейронов. В настоящей работе целевая функция определена на основе обобщения и математического моделирования экспериментальных данных в виде

$$y = e + N_1 k_1 + N_2 k_2, \quad (1)$$

где e — евклидова норма ошибки, которая определяется как разность ожидаемого и действительного результатов выхода сети; N_1 — число нейронов в первом скрытом слое; N_2 — число нейронов во втором скрытом слое; k_1, k_2 — коэффициенты, которые подбирают так, чтобы максимальные значения N_1 и N_2 обеспечивали значение целевой функции, равное половине порога останова алгоритма, определяемого как компромиссное значение между временем поиска и результативностью. Эмпирически найденные коэффициенты равны $k_1 = 0,0078$, $k_2 = 0,0156$. Изменение этих значений требуется лишь при смене способа обучения ИНС.

При построении ИНС, как правило, выбирается один или два скрытых слоя нейронов [5]. Критерием минимального числа скрытых слоев является



Рис. 6. Хромосома, использованная для поиска топологии ИНС

нелинейная разделимость пространства признаков. Этот случай описывает так называемая задача исключающего "ИЛИ". Максимальное число скрытых слоев, в общем случае, не ограничено. Однако на практике увеличение числа скрытых слоев вызывает существенное повышение вычислительных затрат при процедуре обучения. В нашем случае максимальное число нейронов в слое выбирали исходя из экспериментальных результатов. Выбор осуществлен таким образом, что при дальнейшем увеличении числа нейронов результативность убывает, а вычислительная нагрузка чрезмерно возрастает (рис. 5, см. вторую сторону обложки).

Исходный объем данных — 581 выборка, из которых для обучения использовались 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400 или 450 выборок. С учетом описанных выше критериев сформировано исходное множество вероятных значений архитектуры ИНС, из которых составлена хромосома (рис. 6).

2.3. Анализ полученных результатов и работы ГА. Работа ГА по подбору параметров ИНС для обработки мультисенсорного векторного сигнала проверена кроссвалидацией. При этом контрольной выборкой являлись экспозиции к тестовым газам, не участвующим в обучающей выборке, результат отображен в табл. 2.

Для определения точности распознавания использован расчет суммы разностей желаемого и действительного откликов по каждому нейрону выходного слоя с установленным порогом 0,2, где отклик со значением 1 одного из выходных нейронов соответствует 100 %-ной вероятности присут-

Таблица 2

Результат работы алгоритма

Выборка, шт.	N_1 , нейронов	N_2 , нейронов	Распознавание, %
400	8	7	98,01
400	8	7	89,15
400	4	5	99,73
450	4	7	99,98
450	5	6	99,55

ствия соответствующего газа, а отклик, равный 0,8 (1 - 0,2), соответствует 0 %-ной вероятности присутствия согласно выражению:

$$\begin{cases} r_i = (|y_i - d| - 0,2) \cdot 5, & \text{при } |y_i - d| < 0,2; \\ r_i = 0, & \text{при } |y_i - d| \geq 0,2. \end{cases}$$

$$R = \left(\sum_{i=1}^5 r_i \right) \cdot 100 \% \quad (2)$$

Обучение ИНС зависит от случайной величины инициализации весовых коэффициентов, поэтому рассмотрено минимальное число экспериментов, обеспечивающих статистически значимый результат. Минимальное число экспериментов установлено по критерию согласия Колмогорова [15]. Для

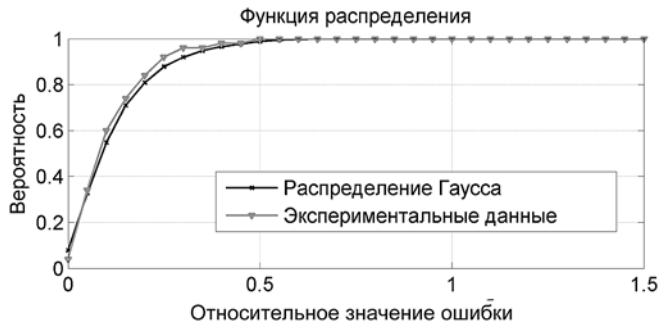


Рис. 7. Функция распределения ошибки при обучении ИНС. По оси абсцисс отложена разность желаемого и действительного откликов

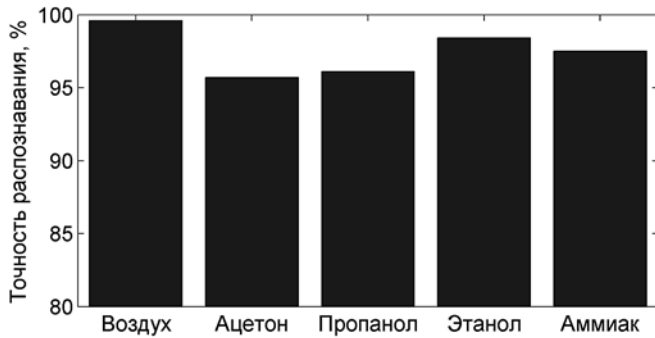


Рис. 8. Усредненные результаты контрольного тестирования

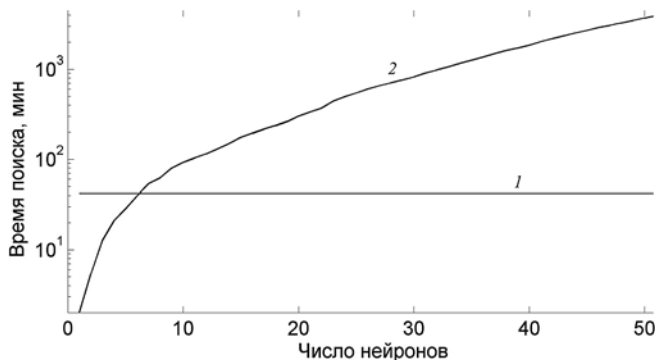


Рис. 9. Сравнение времени работы ГА и времени перебора для нахождения оптимальной конфигурации ИНС, состоящей из двух слоев. По оси абсцисс отложено число нейронов в первом слое ИНС

50 испытаний значение максимального отклонения $F_{\text{эмфир}}$ от $F_{\text{теор}}$ оказалось меньше расчетного (максимальное отклонение 0,064, гамма-распределение, 50 точек, уровень доверия 0,9) (рис. 7). Аналогичные результаты получены и при других выборах данных.

Важной характеристикой ИНС является способность к обобщению, т. е. генерирование правильных сигналов при подаче на ее вход данных, не участвовавших в процессе обучения. Поэтому способность обученной ИНС к обобщению проверяли контрольным тестированием. Проведена серия контрольных тестирований по анализу мультисенсорного векторного сигнала к каждой из тестовых газовых смесей. Для примера усредненные результаты по 50 тестированиям приведены на рис. 8.

Как видно из рис. 8, тестовые газы успешно распознаются ИНС, конфигурацию которой определил ГА.

В результате применения ГА удалось существенно сократить время поиска подходящей топологии ИНС по сравнению с методом простого перебора различных конфигураций ИНС с установленным ограничением по отношению вычислительных затрат к результативности. Например, на рис. 9 показано время поиска топологии ИНС методом перебора, выполненного на ПК (ЦП Intel Core i3, 2,4 ГГц, 2 Гбайт ОЗУ). Как видно из рис. 9, затраченное время (при проведении 50 экспериментов для каждого значения числа нейронов) составляет 4313 мин. При этом использование ГА на идентичном множестве исходных параметров позволило найти оптимальную ИНС за 42 мин, что значительно меньше времени, затраченного при использовании метода перебора.

Заключение

Алгоритм подбора конфигурации ИНС с использованием ГА показал работоспособность и возможность применения для обработки векторного сигнала мультисенсорного чипа в составе прибора вида "электронный нос" с высоким процентом правильного распознавания тестовых газовых смесей. Применение предложенного способа для определения значений параметров ИНС обеспечивает существенное преимущество по вычислительным затратам, времени вычисления характеристики ее конфигурации по сравнению, например, с поиском полным перебором.

Определение архитектуры ИНС с использованием ГА показало в рассмотренном приложении достаточно хороший результат распознавания и может быть рекомендовано к использованию при проектировании газоаналитических приборов вида "электронный нос".

Работа частично поддержана в рамках госзадания Минобрнауки РФ, договор № 8.236.2014/К.

Список литературы

1. Ганшин В. М., Фесенко А. В., Чебышев А. В. От обонятельных моделей к "электронному носу": новые возможности параллельной аналитики // Спец. техника. 1999. № 1—2. С. 5—19.
2. Сысоев В. В., Мусатов В. Ю. Газоаналитические приборы "электронный нос" Саратов: Изд-во Саратов. гос. техн. ун-та, 2011. 100 с.
3. Рембеза С. И. Нужен ли человечеству искусственный нос? // Природа. 2005. № 2. С. 5—12.
4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польс. И. Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2004. 343 с.
5. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
6. Гладков Л. А., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Генетические алгоритмы: уч. пособие. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. 320 с.
7. Althainz P., Goschnick J., Ehrmann S. et al. Multisensor microsystem for contaminants in air // Sensors and Actuators B. 1996. Vol. 33. P. 72—76.
8. Stetter J. R., Penrose W. R. Understanding chemical sensors and chemical sensor arrays (Electronic Noses): Past, Present, and Future // Sensors Update. 2002. Vol. 10. Issue 1. P. 189—229.
9. James D., Scott S. M., Ali Z., O'Hare W. T. Chemical Sensors for Electronic Nose Systems // Microchim. Acta. 2005. N. 149. P. 1—17.
10. Scott S. M., James D., Ali Z. Data analysis for electronic nose systems // Microchim. Acta. 2007. N. 156. P. 183—207.
11. Sysoev V., Kiselev I., Frietsch M., Goschnick J. Temperature Gradient Effect on Gas Discrimination Power of an Oxide Thin-film Sensor Microarray // Sensors. 2004. N. 4. P. 37—46.
12. Сысоев В. В., Кучеренко Н. И., Кисин В. В. Текстурированные пленки оксида олова для микросистем распознавания газов // Письма в ЖТФ. 2004. Т. 30, № 18. С. 14—20.
13. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Пер. с польс.: И. Д. Рудинский. М.: Горячая линия-Телеком, 2006. 140 с.
14. Большаков А. А., Каримов Р. Н. Методы обработки многомерных данных и временных рядов. М.: Горячая линия. Телеком, 2007. 522 с.
15. Колемаев В. А., Староверов О. В., Турундаевский В. Б. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Высшая школа, 1991. 400 с.

V. S. Dykin, Indergraduate Student, V. Yu. Musatov, Associated Professor,
A. S. Varegnikov, Graduate Student, A. A. Bolshakov, Professor, V. V. Sysoev, Professor,
SSTU, Saratov, robsii@sstu.ru

Application of Genetic Algorithm to Define an Architecture of Artificial Neural Network for Processing of Multisensor Signal in Electronic Nose

The application of genetic algorithm to finding a topology of an artificial neural network as a part of a gas-analytical device of "electronic nose" kind is considered for odor pattern recognition. The search of the topology has been carried out via optimization to increase the recognition rate and to reduce the computing cost by genetic algorithms as a criterion for predefined possible parameters values. The optimized parameters are the number of hidden layers, the number of neurons in each layer and the training set size. The algorithm code and data processing have been realized in MATLAB software. The odor pattern recognition has been produced by feed-forward artificial neural network with Levenberg-Marquardt training method. The received results approve the efficiency of a proposed method to ANN topology finding in electronic nose devices.

Keywords: "electronic nose", genetic algorithm, gas sensor, multisensor microarray, gas analysis, pattern recognition

References

1. Ganshin V. M., Fesenko A. V., Chebishev A. V., Ot obonyatelnih modeley k elektronnomu nosu: novye vozmozhnosti paralelnoy analitiki, *Spec. tehnika*, 1999, no. 1—2, pp. 5—19.
2. Sysoev V. V., Musatov V. Yu., *Gazoanaliticheskie pribory vida "elektronnyy nos"*, Saratov, Sarat. gos. nehn. un-t, 2011, 100 p.
3. Rembeza S. I. Nujen li chelovechestvu iskustvenny nos? *Priroda*, 2005, no. 2, pp. 5—12.
4. Osovsky S., *Neyronnie seti dlya obrabotki informacii*. Per. s polskogo Rudinsky I. D., Moscow, Finansy i statistika, 2004. 343 p.
5. Haykin S. *Neyronnie seti: polnyi kurs, 2 izd.:* per s angl., Moscow, Vilyams, 2006, 1104 p.
6. Gladkov L. A., Kureychik V. V., Kureychik V. M. *Geneticheskie algoritmy, uch. posobie*, Moscow.: FIZMATLIT, 2006, 320 p.
7. Althainz P., Goschnick J., Ehrmann S. et al, Multisensor microsystem for contaminants in am, *Sensors and Actuators B*, 1996, vol. 33, pp. 72—76.
8. Stetter J. R., Penrose W. R., Understanding Chemical Sensors and Chemical Sensor Arrays (Electronic Noses): Past, Present, and Future, *Sensors Update*, 2002, vol. 10, issue 1, pp. 189—229.
9. James D., Scott S. M., Ali Z., O'Hare W. T. Chemical Sensors for Electronic Nose Systems, *Microchim. Acta*, 2005, no. 149, pp. 1—17.
10. Scott S. M., James D., Ali Z. Data analysis for electronic nose systems, *Microchim Acta*, 2007, no. 156, pp. 183—207.
11. Sysoev V., Kiselev I., Frietsch M., Goschnick J. Temperature Gradient Effect on Gas Discrimination Power of an Oxide Thin-film Sensor Microarray, *Sensors*, 2004, no. 4, pp. 37—46.
12. Sysoev V. V., Kucherenko N. I., Kisin V. V. *Texturirovannye plenki oxide olova dlya mikrosistem raspoznavaniya gazov (Textured film tin oxide gas detection for microsystems)*, *Pisma v Jurnal tekhnicheskoi fiziki*, 2004, vol. 30, no. 18, pp. 14—20.
13. Rutkovskaya D., Pilinsky M., Rutkovsky L. *Neyronnie seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie systemi*, per. s polskogo, Rudinsky I. D., Moscow, Goryachaya liniya-Telekom, 2006, 140 p.
14. Bolshakov A. A., Karimov R. N. *Metody obrabotki mnogomernykh dannykh i vremennykh ryadov (Multidimensional data and time series processing methods)*, Moscow, Goryachaya liniya. Telecom, 2007, 522 p.
15. Kolemaev V. A., Staroverov O. V., Turunsaevsky V. B. *Teoriya veroyatnostey i matematicheskaya statistika*, Moscow, Vyshaya shkola, 1991, 400 p.