

5. Ermolayev V. T., Semenov V. Yu., Sorokin I. S., Flaksman A. G., Yastrebov A. V. Regularization of the Weight Vector of an Adaptive Antenna Array by limiting the Number of Basis Vectors. *Izvestiya vuzov. Radiophysika* [Radiophysics and Quantum Electronics]. 2015, vol. 58, no. 3, pp. 235–243. (In Russian)

6. Ermolayev V. T., Semenov V. Yu., Sorokin I. S., Flaksman A. G., Yastrebov A. V. *Effektivnost' podalvenija shirokopolosnoy pomehi v avtokompensatore na osnove metoda stepennykh vektorov* [The Effectiveness of Broadband Interference Suppressing in the Auto Compensator based on a Method of Power Vectors]. *9-ya Vseros. nauch. konf. "Radiolokaciya i radiosvjaz"*. Moskva, 23–25 noyabrja 2015 [9th All Russian scien.-tech. conf. "radar and radio communications". Moscow, Nov. 23–25, 2015]. IRE im. V. A. Kotelnikova RAN

Received November, 18, 2016

For citation: Yastrebov A. V. Adaptive Matched Filter Based on Power Vector Method. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii Rossii. Radioelektronika* [Journal of the Russian Universities. Radioelectronics]. 2017, no. 1, pp. 5–11. (In Russian)

Andrey V. Yastrebov – Master of Science in Radio engineering (2012), Ph.D. student of information radio systems department of Nizhny Novgorod State Technical University n. a. R. E. Alekseev. Area of expertise: radar; adaptive antenna array; digital signal processing.
E-mail: a.v.yastrebov@mail.ru

[Radio Electronics Institute n. a. V. A. Kotelnikov RAS]. Moscow, 2015, pp. 100–105. (In Russian)

7. Widrow B., Stearns S. D. *Adaptive Signal Processing*. Prentice-Hall Inc. Englewood Cliff, N.Y. 1985, 219 p.

8. Tikhonov A. I., Arsenine V. Ya. *Metody resheniya nekorrektnykh zadach* [Methods of Solving Ill-Posed Problems]. Moscow, *Nauka*, 1979, 288 p. (In Russian)

9. Abramovich Yu. I. Regularized method of adaptive filter optimization by the criterion of maximum signal-to-interference ratio. *Radiotekhnika i elektronika* [Radio Engineering and electronics]. 1981, vol. 26, no. 3, pp. 543–551. (In Russian)

10. Voevodine V. V. *Lineynaya algebra* [Linear algebra]. Moscow, *Nauka*, 1980, 400 p. (In Russian)

УДК 621.396.96

В. Ф. Коротков
ООО "Специальный технологический центр" (Санкт-Петербург)
Р. С. Зырянов
Санкт-Петербургский государственный электротехнический
университет "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина)

Алгоритм распознавания типа источника радиоизлучения с использованием радиальных базисных функций

Предложен алгоритм распознавания типа источника радиоизлучения (ИРИ) с усложненной частотно-временной структурой. Алгоритм основан на разбиении классов обучающих данных радиотехнического контроля на подклассы и использовании их для принятия решения о типе ИРИ. Представлен результат тестирования на модельных данных.

Нейронная сеть, радиально-симметричная базисная функция, распознавание типа источника радиоизлучения

При анализе и обработке данных радиотехнического контроля (РТК) методы распознавания типа источника радиоизлучения (ИРИ) занимают одно из центральных мест [1]–[3]. Алгоритмы распознавания [1], [2], реализованные в существующих средствах РТК, требуют от оператора задания ряда параметров, определяющих количество типов (классов) ИРИ и форму и размер областей в пространстве признаков, соответствующих отдельным классам.

На практике операторы, как правило, не имеют априорной информации, необходимой для выбора этих параметров. Кроме того, простые математические модели, лежащие в основе применяемых алгоритмов, не позволяют выделять классы с усложненной частотно-временной структурой (ЧВС), наиболее адекватно отражающие реальные данные. Указанные недостатки часто приводят к неудовлетворительным результатам распознавания.

Как известно [1], для обработки данных РТК наиболее адекватен статистический подход. В соответствии с ним предполагается, что выборочное пространство данных есть множество реализаций случайной величины, плотность распределения (ПР) которой неизвестна. Для оценивания неизвестной ПР целесообразно использовать непараметрические оценки [3], [4]. Преимущество алгоритмов распознавания, основанных на таких оценках, заключается в том, что они не накладывают ограничений на размер и форму областей анализируемых классов в пространстве признаков.

В настоящей статье предложен непараметрический алгоритм распознавания типа ИРИ с усложненной ЧВС.

Постановка задачи и метод ее решения. Представим излучение на входе станции РТК в виде N -мерной выборки

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n, \dots, x_N)^T,$$

элементы которой связаны с одним из распознаваемых типов ИРИ ("Т" – символ транспонирования). Здесь

$$x_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nk}, \dots, x_{nK})^T$$

представляет собой K -мерный вектор параметров n -го импульса сигнала (дескриптора импульса). В пространстве признаков x_n представляется точкой. Положим, что ИРИ может быстро изменять параметры излучения от импульса к импульсу и от пачки к пачке в зависимости от решаемой задачи. Плотность распределения $p(x_n | R_m)$ для R_m -го типа ИРИ (класса) неизвестна ($m = \overline{1, M}$).

В этих условиях для оценивания $p(x_n)$ целесообразно воспользоваться методом Парзена [4]. Согласно этому методу оценка плотности имеет вид

$$p(x_n | R_m) = \frac{1}{N_m} \sum_{m=1}^{N_m} \left[\frac{1}{h^K} \Phi \left(\frac{x - x_n}{h} \right) \right],$$

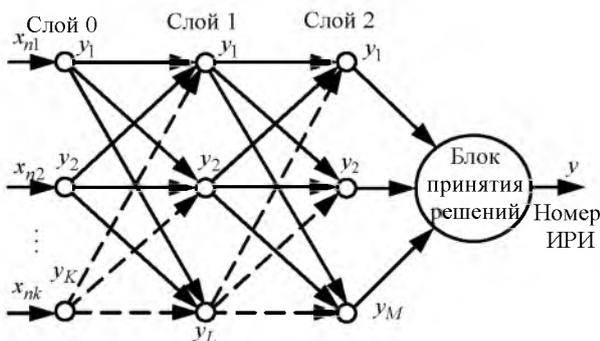


Рис. 1

где K – размер дескриптора импульса; N_m – число выборочных точек в классе R_m ; h – параметр произвольной четной функции (ядра) $\Phi(x_n)$, принимающий положительные значения, являющийся функцией от числа наблюдений N .

В качестве функции ядра можно выбрать гауссоиду.

Структурная схема устройства распознавания (классификатора), выполненного в виде нейронной сети и реализующего метод потенциальных функций, представлена на рис. 1.

Классификатор состоит из трех слоев нейронов [3], [5].

Слой 0 – входной. Число нейронов слоя 0 равно числу параметров дескриптора импульса K .

$$\text{Выход } k\text{-го нейрона слоя 0 } y_k = x_k, \quad k = \overline{1, K}.$$

Каждый нейрон этого слоя связан своим выходом y_k со входами всех нейронов слоя 1.

Слой 1 (скрытый) составляют радиальные нейроны с гауссовской функцией активации

$$y_l = e^{-\left[\frac{\sum_{k=1}^K \frac{(x_k - w_{lk})^2}{2\sigma_{lk}^2} \right]},$$

где w_{lk} – весовой коэффициент связи l -го нейрона ($l = \overline{1, L}$) слоя 1 с k -м нейроном слоя 0; σ_{lk} – порог l -го нейрона слоя 1, соединенного с k -м нейроном 0-го слоя; L – число нейронов слоя 1. Весовые коэффициенты l -го нейрона слоя 1 обозначим в виде вектора

$$w_l = (w_{l1}, \dots, w_{lk}, \dots, w_{lK}),$$

а его пороги – как вектор

$$\sigma_l = (\sigma_{l1}, \dots, \sigma_{lk}, \dots, \sigma_{lK}).$$

Нейроны слоя 2 (выходного) выполняют линейное преобразование (взвешенное суммирование) вектора состояния скрытого слоя:

$$y_m = \sum_{l=1}^L w_{ml} y_l, \quad m = \overline{1, M},$$

где w_{ml} – весовой коэффициент связи m -го нейрона слоя 2 с l -м нейроном слоя 1; M – число нейронов выходного слоя.

В соответствии с геометрической интерпретацией задачи распознавания классификатор подобной структуры делит K -мерное пространство признаков на ряд областей (подклассов), каждая из которых содержит точки, принадлежащие

только одному классу ИРИ. Разделяющие области полностью определены L радиально-симметричными функциями Гаусса (L – число областей, на которое необходимо разбить пространство признаков, чтобы разделить M классов). Граница раздела есть гиперсфера, координаты центра которой R_l ($l=\overline{1, L}$) хранятся в классификаторе как веса i -го нейрона промежуточного слоя, а радиус гиперсферы – как порог этого нейрона.

Таким образом, задача синтеза классифицирующего устройства на базе функций Гаусса заключается в определении по некоторому алгоритму числа нейронов и их параметров (весов и порогов), а также в настройке весов нейронов выходного слоя. Число нейронов выходного слоя равно числу распознаваемых типов ИРИ.

В качестве примера на рис. 2 показано разбиение двумерного пространства признаков на области, соответствующие классам R_1 и R_2 (обозначены круглыми и крестовыми маркерами соответственно). Как видно из рисунка, 2 класса могут быть разделены при покрытии признакового пространства окружностями с переменным диаметром и с центрами в точках, принадлежащих

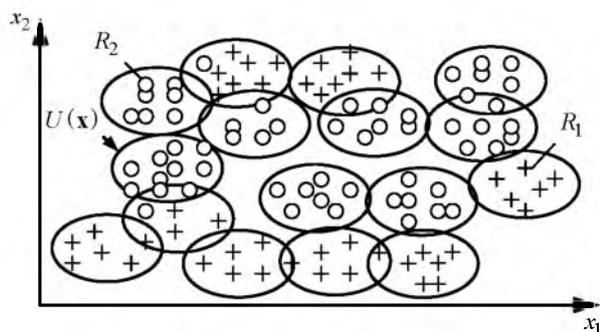


Рис. 2

указанным классам.

Описание алгоритма. Алгоритм (рис. 3) можно описать как последовательность шагов.

1. *Модификации весов нейронов скрытого слоя.* Процедура начинается с подачи на нейроны слоя 0 первого входного вектора x_1 , вычисления выходов нейронов 0-го слоя и определения первого нейрона слоя 1 с весами, равными компонентам вектора x_1 . Этому нейрону присваивается метка области, являющейся полем влияния данного нейрона. Под полем влияния l -го нейрона слоя 1 понимаются все точки многомерного пространства признаков, входящие в гиперсферу с центром w_l и радиусом, равным σ_l .

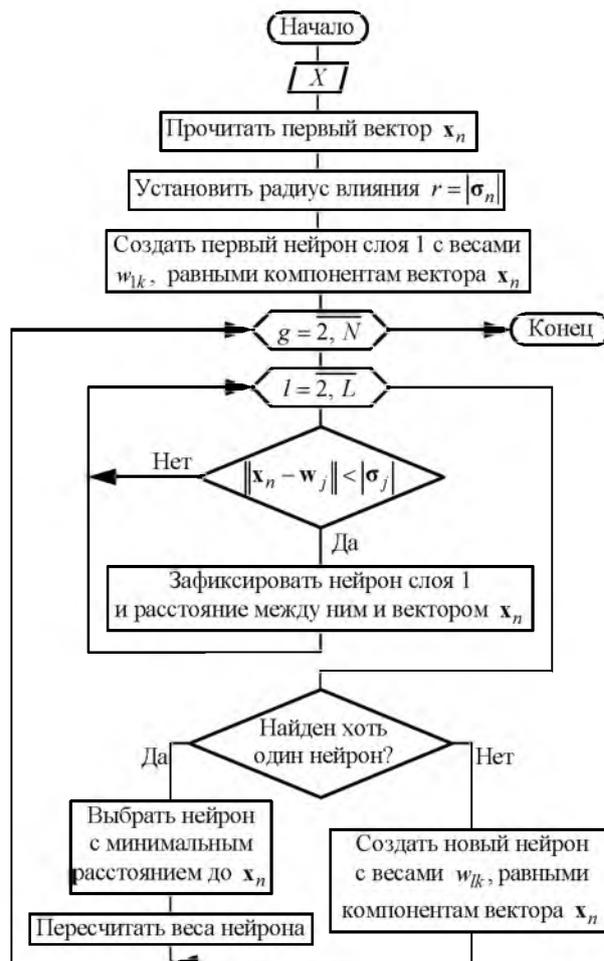


Рис. 3

Затем на вход сети подается очередной входной вектор x_n и определяется его принадлежность к ранее образованным областям R_l :

$$x_n \in R_l: \|x_n - w_l\| < \|x_n - w_j\| < |\sigma_l|, \\ l, j = 1, 2, \dots, J, i \neq j,$$

где J – число нейронов (областей), образованных на n -м шаге алгоритма; $\|\cdot\|$ – обозначение меры близости двух векторов, в качестве которой используется евклидово расстояние. Если данное неравенство выполняется, т. е. входной вектор попадает в поле влияния одного из нейронов скрытого слоя, производится модификация весов данного нейрона. В противном случае формируется новый нейрон, веса которого равны компонентам входного вектора, а метка соответствует новой области многомерного пространства признаков.

Уравнение модификации весов нейрона, в поле влияния которого попадает входной вектор, имеет вид

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \frac{x_j - w_j(n)}{N_j + 1},$$

где N_j – число входных векторов, попавших в поле влияния j -го нейрона.

2. *Установка порогов нейронов скрытого слоя.* Полагаем, что дисперсии элементов вектора параметров входного импульса для разных режимов излучения ИРИ различаются незначительно. В этом случае пороги нейронов слоя 1 могут быть установлены одинаковыми в виде константы

$$C = \sqrt{\sum_{k=1}^K \sigma_k^2},$$

где σ_k – среднее квадратическое отклонение k -го параметра входного импульса.

3. *Модификации весов нейронов выходного слоя.* Полагаем, что известны априорные вероятности распределения подклассов ИРИ. В этом случае веса нейронов слоя 2 могут быть определены по правилу: i -й нейрон слоя 2 соединяется с единичным весом только с нейронами скрытого слоя, относящимися к i -му типу ИРИ; со всеми остальными нейронами скрытого слоя данный нейрон имеет нулевое соединение. Иными словами, выходной нейрон просто складывает отклики нейронов скрытого слоя, принадлежащих к i -му типу ИРИ. При таком подходе выходное значение классификатора можно интерпретировать как условную по типам ИРИ оценку ПР входных данных.

4. *Принятие решения о типе ИРИ.* На вход классификатора поступает выборка X . По каждому импульсу он предсказывает тип ИРИ. Данное решение выражено в виде отклика активного нейрона выходного слоя y_m , $m = \overline{1, M}$. Отклики накапливаются по времени в блоке принятия решений согласно принятым решениям о принадлежности к классам (ИРИ).

Блок принятия решений представляет собой временную память, состоящую из M элементов (по числу распознаваемых типов ИРИ), с возможностью накапливать выходы классификатора.

При инициализации вектор S решений о типах ИРИ устанавливается равным нулю. Выходы активных нейронов $y = (y_1, y_2, \dots, y_M)$ классификатора накапливаются согласно формуле

$$S = S + y.$$

Тип ИРИ определяется после обработки последнего импульса группы по формуле

$$m = \arg \max_m \{S_m : m = \overline{1, M}\}.$$

Результаты экспериментальных исследований.

Предложенный алгоритм программно реализован в среде MATLAB. Для работы алгоритма необходимо задать значения порогов σ_{lk} .

Для оценки сравнительной эффективности разработанного метода проведено 2 эксперимента по распознаванию контрольной выборки из 21 ИРИ с усложненной ЧВС, принадлежащих десяти классам (типам ИРИ). Первый эксперимент проведен на простой модели, описывающей каждый класс в виде области с одним центром, второй – на предложенной модели на базе радиальных базисных функций. В первом эксперименте получено 20 % правильных ответов, во втором – около 70 %.

Рис. 4 иллюстрирует результаты распознавания во втором эксперименте в пространстве трех признаков – частота, длительность импульса и период их повторения. Излучения, отнесенные к каждому типу ИРИ, обозначены маркерами отдельного вида.

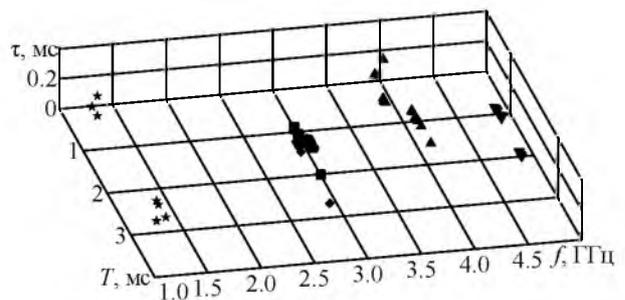


Рис. 4

Результат эксперимента показывает возможность увеличения качества распознавания с использованием описанного алгоритма.

Представленный в настоящей статье алгоритм распознавания типа ИРИ с ЧВС не требует априорных знаний относительно параметрической структуры радиотехнических сигналов, обеспечивая при этом высокое качество результатов. При проведении распознавания от оператора требуется задать пороги σ_{lk} , а при обнаружении сигнала ранее неизвестного ИРИ – присвоить ему условный номер класса и подкласса. Использование классификатора с радиальными базисными функциями описанной архитектуры наиболее эффективно в случае, когда предъявляются жесткие требования к вероятности ложных классификаций. Выполнение этого требования достигается увеличением числа подклассов и изменением порогов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Мельников Ю. П. Воздушная радиотехническая разведка (методы оценки эффективности). М.: Радиотехника, 2005. 304 с.
2. Смирнов Ю. А. Радиотехническая разведка. М.: Воениздат, 2001. 452 с.
3. Коротков В. Ф. Распознавание РЭС с использованием нейронных сетей / ВУС. СПб., 2003. 156 с.
4. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976. 509 с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.

Статья поступила в редакцию 28 ноября 2016 г.

Для цитирования: Коротков В. Ф., Зырянов Р. С. Алгоритм распознавания типа источника радиоизлучения с использованием радиальных базисных функций // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2017. № 1. С. 12–16.

Коротков Владимир Федорович – доктор технических наук (2005), старший научный сотрудник (1998), ведущий инженер ООО "Специальный Технологический Центр" (Санкт-Петербург). Автор 57 научных работ. Сфера научных интересов – пассивная радиолокация; анализ и обработка радиолокационных сигналов. E-mail: diofant2912@mail.ru

Зырянов Роман Сергеевич – бакалавр по направлению "Нанотехнологии и микросистемная техника" (2015), студент 2-го курса магистратуры Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета "ЛЭТИ" им. В. И. Ульянова (Ленина). Автор шести научных публикаций. Сфера научных интересов – обработка больших объемов данных, интеллектуальный анализ данных; фрактальный анализ изображений. E-mail: roman.tm.z@gmail.com

V. F. Korotkov
Special Technology Center Ltd. (Saint Petersburg)
R. S. Zyryanov
Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI"

Source Type Recognition Algorithm of Radio Emission using Radial Basis Functions

Abstract. This paper deals with the radio source type detection algorithm with a complicated time-frequency structure. The algorithm is based on splitting training data classes into sub-classes, and using them for making a decision about the type of radio source. Result of testing on simulated data is presented.

Key words: Neural Network, Radially Symmetric Basis Function, Radio Source Recognition

REFERENCES

1. Mel'nikov Yu. P. *Vozdushnaya radiotekhnicheskaya razvedka (metody otsenki effektivnosti)* [Aerial electronic reconnaissance (performance assessment methods)]. Moscow, Radio and svjaz', 2005, 304 p. (In Russian)
2. Smirnov Yu. A. *Radiotekhnicheskaya razvedka* [Electronic reconnaissance]. Moscow, Voenizdat, 2001, 452 p. (In Russian)
3. Korotkov V. F. *Raspoznavanie RES s ispol'zovaniem neironnykh setei* [RES recognition using neural networks]. St. Petersburg, VUS, 2003, 156 p. (In Russian)
4. Duda R. O., Khart P. E. *Pattern classification and scene analysis*. N. Y., John Wiley & Sons, 1973, 482 p.
5. Osovskii S. *Neironnye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow, Finansy i statistika, 2002, 344 p. (In Russian)

Received November, 28, 2016

For citation: Korotkov V. F., Zyryanov R. S. Source type recognition algorithm of radio emission using radial basis functions. *Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedenii Rossii. Radioelektronika* [Journal of the Russian Universities. Radioelectronics]. 2017, no. 1, pp. 12–16. (In Russian)

Vladimir F. Korotkov – D.Sc. in engineering (2005), SRF (1998), lead engineer of "Special Technology Center" Ltd (Saint Petersburg). The author of 57 scientific publications. Area of expertise: passive location; analysis and processing of location signals. E-mail: diofant2912@mail.ru

Roman S. Zyryanov – bachelor on nanotechnologies and micro system technics (2015), 2nd year Master's Degree student of Saint Petersburg Electrotechnical University "LETI". The author of six scientific publications. Area of expertise: big data; data mining; image fractal analysis. E-mail: roman.tm.z@gmail.com