

## ОБОСНОВАНИЕ ТИПА И СТРУКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ОТОЖДЕСТВЛЕНИЯ РАЗНОРОДНОЙ ИНФОРМАЦИИ В АСУ ВОЙСКОВОЙ ПВО

**Злобинова Марина Владимировна,**

к.т.н., старший научный сотрудник Военной академии  
войсковой противовоздушной обороны Вооруженных сил Российской Федерации  
имени Маршала Советского Союза А.М.Василевского,  
г. Смоленск, Россия,  
marina.zlobinova@mail.ru

**Островой Сергей Владимирович,**

преподаватель Военной академии  
войсковой противовоздушной обороны Вооруженных сил Российской Федерации  
имени Маршала Советского Союза А.М.Василевского,  
г. Смоленск, Россия,  
ostrovoy82@mail.ru

### АННОТАЦИЯ

Обосновано применение нейросетевых технологий для решения задачи автоматического отождествления разнородных, разнородных и слабо коррелируемых информационных признаков воздушных объектов, полученных от средств разведки различного вида, на примере многослойного персептрона, как одной из парадигм нейронных сетей, позволяющих повысить адаптационные возможности и устойчивость в сложных условиях. Приведены результаты обучения синтезированной искусственной нейронной сети, протестированной с помощью контрольной выборки, содержащей 200 примеров формуляров воздушных объектов, сопровождаемым средствами разведки различного вида в различных комбинациях, что позволило сделать вывод об адекватности ее работы.

**Ключевые слова:** нейронная сеть; персептрон; обучающая выборка; информационный признак; отождествление целей.

Принятие решения на ведение огня в подразделениях ПВО СВ тактического звена осуществляется на основе оценки воздушной обстановки по сложившейся информационной модели воздушной обстановки (ИМВО), формируемой комплексом средств автоматизации (КСАУ), при этом качество решения на ведение огня находится в прямой зависимости от качества ИМВО. В настоящее время возможности КСАУ не в полной мере обеспечивают формирование качественной ИМВО, что свидетельствует об актуальности решения задачи отождествления информации. Решение данной задачи позволит расширить массив информационных признаков СВН по данным от разнородных источников информации, что приведет к повышению качества ИМВО.

Задача отождествления информации от разнородных источников информации в АСУ войсковой ПВО решается на этапе третичной обработки информации и требует динамического изменения области отождествления с учётом ошибок различной размерности. Для решения данной задачи требуется математический аппарат, позволяющий динамически подстраивать критерии тождественности в ходе многокритериальных и сложных вычислений.

Во многих публикациях и исследованиях [1–6] показано, что для решения похожих задач возможно эффективное использование нейросетевых технологий (НСТ). Хотелось отметить, что исследования в области ее применения для решения задач третичной обработки, а также реализации этих решений не проводились. Что говорит о новизне данного подхода.

В настоящей статье под нейронной сетью подразумеваются вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Адаптируемые и обучаемые, они представляют собой распараллеленные системы, способные к обучению путем анализа положительных и отрицательных воздействий. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон или просто нейрон, названный так по аналогии с биологическим прототипом [7].

Нейронные сети предусматривают применение принципиально нового подхода к формированию ИМВО на основе данных от источников информации, функционирующих на различных физических принципах. При этом достигается гибкость и адаптивность работы, сохранение устойчиво высоких показателей работы. Помимо этого, за счет использования специальных архитектур, имеющих множество одинаковых, достаточно простых элементов, появляется возможность применения параллельных вычислительных средств, причем простота элементов позволяет реализовать массовую параллельность вычислений. Нейронные сети представляет собой алгоритмический аппарат построения систем принятия решения на основе формальных нейронов, в рамках традиционного математического аппарата. В основе лежит концепция распределенных адаптивных нелинейных вычислителей. Нейронные сети строятся из большого числа простых элементов. Принципы вычисления стандартного элемента достаточно просты.

Проведенный предварительный анализ и приблизительные оценки потребной производительности вычислительных средств позволяют выделить основные нейросетевые парадигмы, применение которых даст ощутимый прирост эффективности обработки информации о воздушной обстановке. К ним можно отнести многослойный персептрон и самоорганизующуюся сеть Кохонена (табл. 1).

Таблица 1

Результаты анализа подходов и способов обработки данных о воздушной обстановке с помощью нейросетевых технологий

Этапы обработки данных от средств разведки	Задачи обработки информации о воздушных объектах	Нейросетевые парадигмы	Требуемое быстродействие, млн оп./с
Распознавание целей и ситуаций	совместное распознавание сопровождаемых целей в многопараметрическом факторном пространстве	многослойный персептрон, сеть Кохонена	$10^3 \dots 10^4$
Анализ обстановки	расстановка приоритетов для уточнения информации и выдачи её потребителю	многослойный персептрон	10-1000

Для решения задачи отождествления как задачи кластеризации возможно применение сетей встречного распространения. Одна из самых известных парадигм – это самоорганизующаяся карта Кохонена, способность к самообучению которой позволяет получить правильный ответ отождествления, даже если входной вектор немного отличается от выходного. Но в чистом виде сети встречного распространения неспособны решить задачу стабильности и пластичности из-за разнотипности, разноточности источников.

Рассмотрение работ авторов [1, 6, 8] позволяет сделать вывод, что для решения задачи автоматического отождествления разнородных, разнovidных и слабо коррелируемых ИП,

поступающих от СРРВ, целесообразно использовать элемент НТС в виде многослойного персептрона (рис. 1).

Таким образом, в качестве наиболее перспективной архитектуры для нейросетевых аппаратных средств можно указать многослойный персептрон с методом обучения типа backpropagation (или его модификациями). Эта нейросетевая парадигма может использоваться практически на всех этапах обработки информации о воздушной обстановке для повышения адаптационных возможностей и устойчивости в сложных условиях.

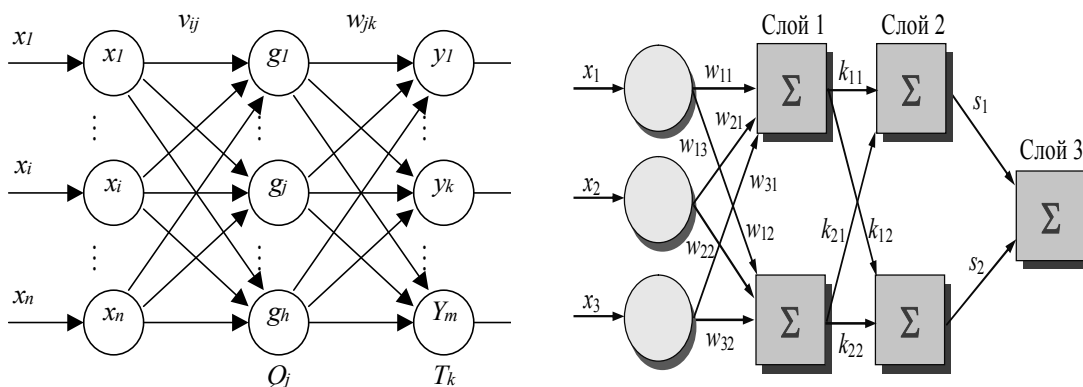


Рис. 1. Простейшая двухслойная нейронная сеть (многослойный персептрон)

Многослойный персептрон является сетью с прямым распространением сигнала (без обратных связей), обучаемой с учителем. Такая сеть способна аппроксимировать любую непрерывную функцию или границу между классами со сколь угодно высокой точностью. Для этого достаточно одного скрытого слоя нейронов с сигмовидной функцией активации, т.е. многослойный персептрон обычно состоит из 3 слоев: первого распределительного, второго скрытого и третьего выходного [7].

Главными критериями такого выбора являются доступность, простота синтеза архитектуры и метода обучения, множество программных реализаций и, наконец, огромный практический опыт применения этой нейросетевой парадигмы.

Рассмотрим процесс формирования ИМВО, которая представляет собой совокупность данных о воздушных объектах, сопровождаемых средствами разведки различного вида (СРРВ) – радиолокационными станциями, средствами радиотехнической разведки, оптико-электронными станциями, – отождествлённых между собой по критерию значений общих информационных признаков, а также характеризующихся информационными признаками (ИП), определёнными каждым средством разведки отдельно. Описание воздушного объекта представляет собой многомерное пространство информационных признаков (рис. 2).

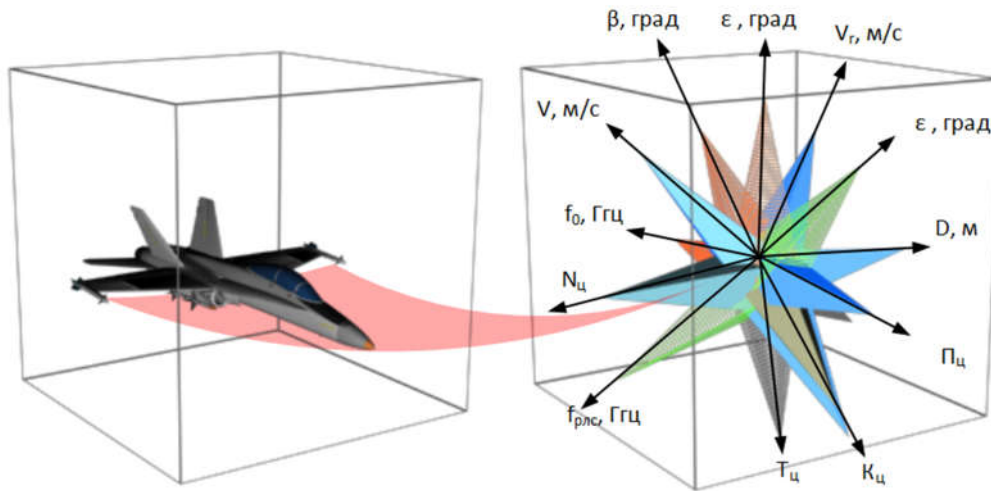


Рис. 2. Многомерный образ, сопровождаемого СРРВ

В решаемой задаче отождествления информации о воздушной обстановке в  $n$ -мерном пространстве признаков естественно было бы использовать и  $n$ -мерную топологию сети. Но это не только усложнило бы построение самой сети, ее реализацию, но и увеличило бы время обучения. Поэтому предлагается проводить построение и обучение нейронной сети по каждому признаку в отдельности и использовать для этого параллельную несвязную структуру. Это позволяет, с одной стороны, учитывать различие между источниками по набору используемых для описания воздушных объектов признаков, а с другой – проводить отождествление данных о воздушной обстановке не только в фиксированном пространстве признаков, но и динамично менять его.

Так как данные на вход нейронной сети приходят в виде  $n$ -мерных векторов, определен порядок подачи данных на входы нейронных сетей:

Входной вектор ИНС отождествления ( $X_i^{отожд}$ ) и ИНС контроля ( $X_i^K$ ) отождествления представляет собой набор данных следующего вида и подается одновременно на все входы ИНС:

$$X_i^{отожд} = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{16}),$$

$$X_i^K = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5).$$

Размерность входного вектора определена количеством источников данных и количеством информационных признаков, по которым идентифицируется воздушный объект.

Исходя из результатов анализа рассмотренных векторов возможно определить, что на ИНС отождествления последовательно на входы поступает входное слово их 16 разрядов, а на выходе ИНС получаем разрядный сигнал. Тогда на входы ИНС контроля отождествления поступает пятиразрядное слово, которое после обработки преобразуется в сигнал управления.

Исходя из рассмотренных условий для реализации функции отождествления данных от средств разведки различного вида, были спроектированы искусственные нейронные сети ИНС отождествления (ИНС-О) и ИНС контроля (ИНС-КО), имеющие следующие архитектуры (рис. 3, 4), характеристики ИНС представлены в табл. 2.

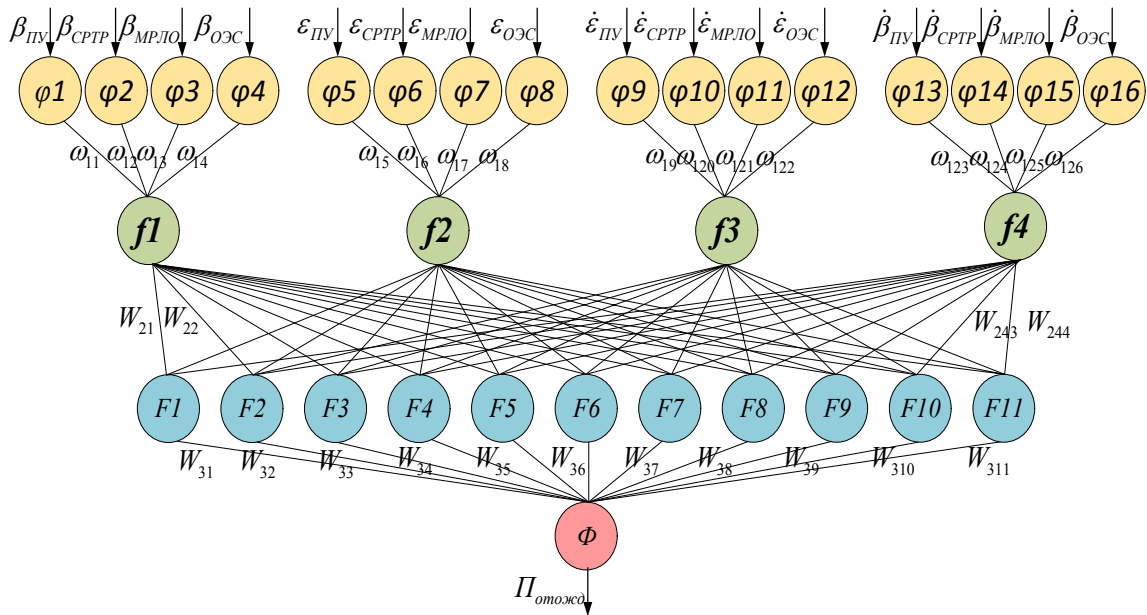


Рис. 3. Структура ИНС-О

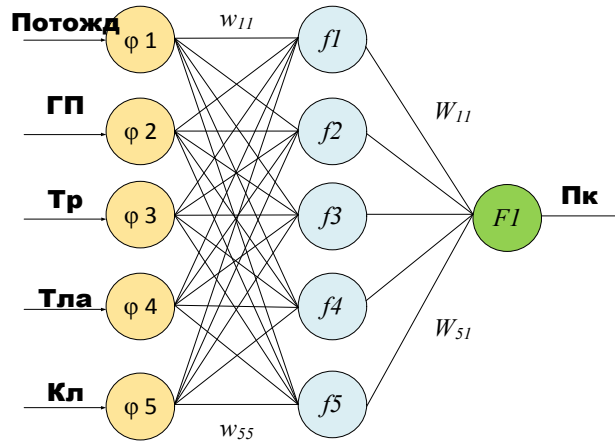


Рис. 4. Структура ИНС-КО

Такие сети способны аппроксимировать любую непрерывную функцию или границу между классами со сколь угодно высокой точностью. Для этого достаточно одного, либо двух скрытых слоёв нейронов с сигмовидной активацией, т.е. многослойный персептрон состоит из 3–4 слоёв: первого распределительного, второго и третьего скрытых и четвёртого выходного.

Таблица 2

Характеристики разработанных искусственных нейронных сетей

Кол-во нейронов во входном слое	Кол-во нейронов в скрытом слое	Кол-во нейронов в выходном слое	Кол-во связей	Функция активации	Способ обучения
Искусственная нейронная сеть отождествления					
16	11	1	128	$OUT = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha Y)}$	обратного распространения
<i>окончание таблицы</i>					
Кол-во нейронов во входном слое	Кол-во нейронов в скрытом слое	Кол-во нейронов в выходном слое	Кол-во связей	Функция активации	Способ обучения
Искусственная нейронная сеть контроля отождествления					
5	5	1	38	$OUT = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha Y)}$	обратного распространения ошибки

Результаты анализа показали, что успех обучения ИНС зависит от самого алгоритма обучения и качества обучающей выборки. Разрешимость проблемы зависит от многих факторов. Прежде всего, необходимо набрать достаточную информацию об исследуемых образах – базу данных (БД) каждой возможной ситуации. Соответственно, проведён подбор исходных данных для обучения ИНС отождествления, размерность данного массива зависит от требований, предъявляемых к нейронной сети, разработан механизм определения размерности обучающей выборки, который будет рассмотрен ниже. Подборка данных для обучающей выборки для ИНС контроля отождествления проводится с учетом выходных данных ИНС отождествления.

Результаты произведенного моделирования показали, что размер обучающей выборки влияет на значение среднеквадратической ошибки обучения ИНС. Для обучения ИНС-О и ИНС-КО сформированы обучающие выборки, массив размерностью:

для ИНС отождествления –  $G = 17 \times 3600$  ;

для ИНС контроля отождествления –  $U = 8 \times 1800$  .

Выборки предложенной размерности позволяют обучать ИНС, используемые в работе за счёт достаточного количества примеров, что сводит ошибку обучения до оптимальных значений.

Задача обучения синтезируемых ИНС состояла в том, чтобы по обучающему множеству сопоставить множество значений весов (параметров ИНС) с целью получения требуемых значений выходных сигналов. Обучение разработанных ИНС осуществлялось путём подачи на входные слои ИНС построчно значений ИП из массивов обучающих выборок, при этом проверялось соответствие входного вектора значениям выходных векторов методом обратного распространения ошибки. Окончанием обучения явилась ситуация, когда значение сигнала на выходе ИНС не превышало 0,001% [9].

Для обучения ИНС использовался пакет прикладных программ «MATLAB 15» и реализованный в нём метод коррекции ошибки за счёт изменения весов ИНС, что позволило привести обучение ИНС к нахождению общей меры качества сети, которой выбрана функция ошибки сети [10].

В результате обучения ИНС-О за 3600 и ИНС-КО за 1800 эпох обучения получены значения ошибок обучения (рис. 5).

Обучение разработанных ИНС осуществлялось путём подачи на входные слои ИНС построчно значений ИП из массивов обучающих выборок. Окончанием обучения явилась ситуация, когда значение сигнала на выходе ИНС не превышало 0,001%.

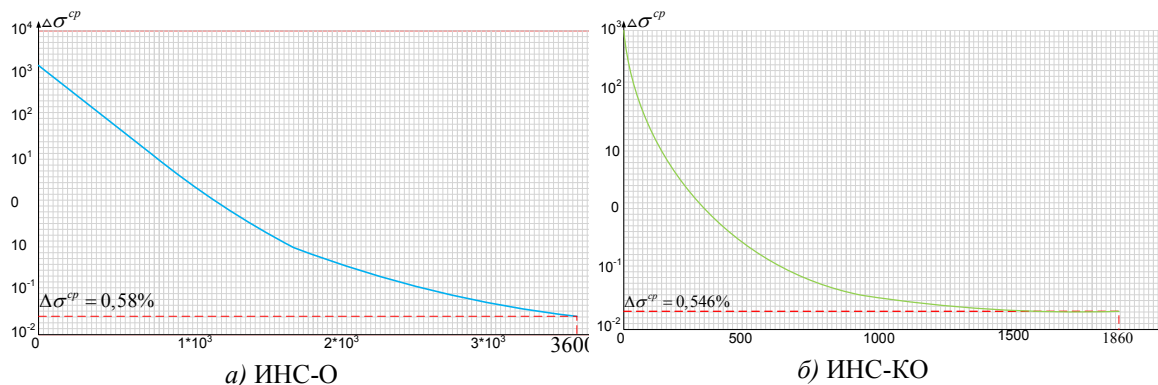


Рис. 5. График ошибок обучения

После обучения ИНС-О и ИНС-КО протестированы с помощью контрольной выборки, содержащей 200 примеров формуляров воздушных объектов, сопровождаемым СРРВ в различных комбинациях. После увеличения потока данных от 100 воздушных объектов и свыше наблюдались ошибки отождествления и контроля, не превышающие 1.11%, что позволяет сделать вывод об адекватности работы ИНС (рис. 6).

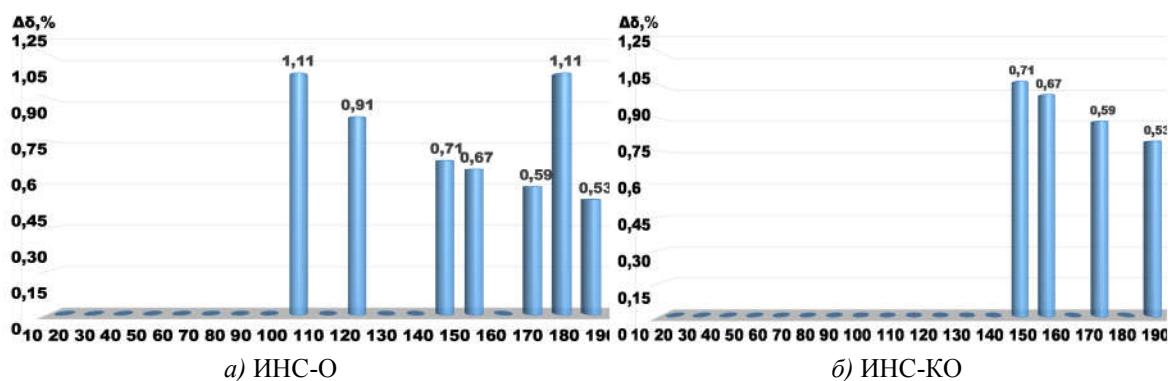


Рис. 6. Ошибка отождествления воздушных объектов, сопровождаемых СРРВ и ошибка контроля отождествления воздушных

Таким образом, результаты проведенных исследований показали, что для решения задачи отождествления информации от разнородных источников требуется математический аппарат, устойчивый к ошибкам во входных данных и обладающий потенциально высоким быстродействием. Такими характеристиками обладает нейросетевая технология, в частности её элемент в виде многослойного персептрона, использование которого позволяет решать

задачу автоматического отождествления разнородных, разнovidных и слабо коррелируемых ИП, поступающих от СРРВ и в конечном итоге повышает качество ИМВО.

#### Литература

1. *Татузов А.Л.* Нейронные сети в задачах радиолокации. М.: Радиотехника, 2004. 432 с.
2. *Борисов Ю., Кашкаров В., Сорокин С.* Нейросетевые методы обработки информации и средства их программно-аппаратной поддержки // Открытые системы. 1997. № 4. URL: <http://www.osp.ru/os/1997/04/179204/> (дата обращения 10.11.2018).
3. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика М.: Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
4. *Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. М.: Физмат. лит., 2001. 221 с.
5. *Круглов В.В., Борисов В.В., Харитонов Е.В.* Нейронные сети: конфигурации, обучение, применение. Смоленск: Московский энергетический институт, филиал в Смоленске, 2001.
6. *Круглов В.В.* Предельные возможности искусственных нейронных сетей // Информационный бюллетень АВН. 1999. № 3. С. 88–94.
7. *Хайкин Саймон.* Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.
8. *Зернов М.И., Мартофляк А.П.* Решение неформализованных задач нейронными сетями. // Информационный бюллетень АВН. Смоленск: ВУ ВПВО ВС РФ. 2000. № 4. С. 56–61.
9. *Сараев П.В.* Численные методы интервального анализа в обучении нейронных сетей // Автоматика и телемеханика. 2012. № 11. С.129–143.
10. *Потемкин В.Г., Медведев В.С.* Нейронные сети. MATLAB 6. М.: Диалог–МИФИ, 2009. 496 с.

### THE JUSTIFICATION OF THE TYPE AND STRUCTURE OF NEURAL NETWORK ADDRESSING THE PROBLEM OF THE HETEROGENEOUS INFORMATION EQUATING IN THE AIR DEFENSE AUTOMATED COMMAND AND CONTROL SYSTEM

**Marina V. Zlobinova,**  
Smolensk, Russia,  
[marina.zlobinova@mail.ru](mailto:marina.zlobinova@mail.ru)

**Sergey V. Ostrovoy,**  
Smolensk, Russia,  
[ostrovoy82@mail.ru](mailto:ostrovoy82@mail.ru)

#### ABSTRACT

In this work the validity of the neural technology approach has been established with respect to the automatic equating solution of the heterogeneous and weakly correlating informational signs of flying objects obtained with secret service devices. The aim of the study has been achieved by using an example of the multilayered perceptron as one of the paradigms of neural networks, which allow to increase adaptive capabilities and stability in difficult conditions. There are findings of training the synthesized artificial neural network tested with the help of a control sample containing 200 examples of aerial object forms accompanied by secret service devices of various types in various combinations, which led to the conclusion about the adequacy of its utility.

**Keywords:** neural network; perceptron; the training sample; the informational sign; the equating of targets.



**References**

1. Tatuzov A.L. *Neyronnye seti v zadachah radiolokacii* [Neural networks in problems of a radar-location]. Moscow: Radiotekhnika, 2004. 423 p. (In Russian)
2. Borysov Yu., Kashakarov V., Sorokin S., Neyrosetevye metody obrabotki informacii i sredstva ih programmno-apparatnoy podderzhki [Neural network methods of information processing and means of their hardware-software support]. *Otkrytye sistemy*. No. 4. 1997. URL: <http://www.osp.ru/os/1997/04/179204/> (date of access 10.11.2018). (In Russian)
3. Kruglov V.V., Borysov V.V. *Iskusstvennyye neyronnye seti. Teoria i praktika* [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2002. 382 p. (In Russian)
4. Kruglov V.V., Dli M.I., Golunov R.Yu. *Nechentkaya logika i iskusstvennyye neyronnye seti* [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moscow: Fismat. Lit., 2001. 221 p. (In Russian)
5. Kruglov V.V., Borysov V.V., Haritonov E.V. *Neyronnye seti konfiguracii, obuchenie, primeneniye*. Smolensk: [Neural networks: configurations, training, application]. Smolensk: Moscow power institute, 2001. (In Russian)
6. Kruglov V.V. Limit opportunities of artificial neural networks. Newsletter of AVN. *VU VPVO VS RF*. 1999. No. 3. (In Russian)
7. Haykin Simon. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. 2nd Edition. Pearson education, 2001, 823 p.
8. Zernov M.I. Martoflyak A.P., *Reshenie neformalizovannykh zadach neyronnymi setyami*. Inf. byull. AVN. Smolensk: *VU VPVO VS RF*. 2000. No. 4. (In Russian)
9. Saraev P.V. Chislennyye metody intervalnogo analiza v obuchenii neyronnykh setey // [Numerical methods of the interval analysis in training of neural networks] *Avtomatika i telemekhanika*. 2002. No. 11. Pp.129–143. (In Russian)
10. Potemkin V.G., Medvedev V. S. *Neyronnye seti MATLAB 6* [Neural networks MATLAB 6]. Moscow: Dialog–MIFI, 2009. 496 p. (In Russian)

**Information about authors:**

Zlobinova M.V., PhD, Senior Research Officer of the Marshal of the Soviet Union Vasilevsky Army Air Defense Military Academy;  
 Ostrovoy S.V., lecturer of the Marshal of the Soviet Union Vasilevsky Army Air Defense Military Academy.