

УДК: 004.8, 004.94, 51-74, 621.37

Идентификация точечных рассеивателей радиолокационных изображений с использованием нейронных сетей радиально-базисных функций

Ефимов Е. Н.^{*}, Шевгунов Т. Я.^{}**

*Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет), МАИ,
Волоколамское ш., 4, Москва, А-80, ГСП-3, 125993*

^{}e-mail: omegatype@gmail.com*

*^{**}e-mail: shevgunov@mai-trt.ru*

Аннотация

В настоящей статье рассмотрен нейросетевой подход к решению задачи вторичной обработки информации в сверхширокополосных радиолокационных системах. Для описания откликов сложных целей используется линейная модель формирования радиолокационного изображения как суперпозиции точечных рассеивателей, формирующих цель, и гауссового шума. Анализ комплексных радиолокационных изображений направлен на выделение отдельных рассеивателей, формирующих сложные радиолокационные цели своей совокупностью. Для этого авторами предложено использовать искусственные нейронные сети прямого распространения сигнала на основе радиально-базисных функций, обучаемые по методу обратного распространения ошибки. Для представления такой сети используется системный подход, описывающий её в форме структурного графа взаимосвязанных элементов, в которых осуществляются преобразования сигналов, распространяющихся в сети в прямом и обратном направлениях. В экспериментальной части работы представлены результаты численного моделирования для решения задачи определения центров и эффективной ширины рассеивателей, приведены зависимости точности определения параметров от расстояния между рассеивателями и от отношения сигнал-шум. В заключении приведено качественное сравнение методов нейросетевой обработки с известным методом параметрической идентификации.

Ключевые слова: радиолокационные сигналы, сверхкороткоимпульсный локатор, модель рассеивателей, нейронные сети, радиальные базисные функции, параметрическая идентификация, сверхширокополосные системы, математические методы моделирования

1. Введение

Современные радиолокационные системы работают в условиях высокой скорости изменения внешней обстановки и большого количества подлежащих обнаружению объектов. Обработка больших объёмов информации в режиме реального времени ставит перед исследователями задачу разработки эффективных алгоритмов идентификации технических объектов, представляющих собой сложные радиолокационные цели. Выделение информации о классе и типе наблюдаемого объекта позволит обнаружить такие цели на фоне местности, выявить приоритетные цели из множества других или отделить ложные цели от истинных. Это позволит оптимизировать задачи слежения, целераспределения и целеуказания, а также, в боевой обстановке, проводить адаптацию средств поражения с учетом характеристик данного класса целей.

Сегодня в задачах радиолокации всё большую популярность набирают интеллектуальные методы цифровой обработки, построенные на основе искусственных нейронных сетей [1]. Искусственная нейронная сеть представляет собой технический объект, реализующий математическую модель, построенную по принципам, заимствованным из биологических систем – нервных клеток живого организма [2]. Нейронная сеть может быть использована в случаях, когда по результатам обработки совокупности наблюдений необходимо выявить структуру произвольного преобразования некоторого множества входных данных в некоторое другое множество – множество выходных признаков, представляющих объект интереса исследователя.

Характерной особенностью функционирования методов, построенных с использованием нейронных сетей, является способность сети выявить структуру и параметры такого преобразования по совокупности примеров. При этом происходит адаптация внутренних параметров структурных элементов используемой нейронной сети в результате специальным образом организованного процесса обучения так, чтобы обученная нейронная сеть была способна с заданной точностью выполнять преобразование, аналогичное неизвестному. Ключевым свойством нейронных сетей является «генерализация», проявляющаяся в способности к проведению обобщения, что позволяет искусственным нейронным сетям получать приемлемые на практике результаты, несмотря на то, что входные данные, используемые для обучения, могли быть получены эмпирически, могут быть не полны и содержать шумовую составляющую.

В настоящей работе кратко представлена известная модель формирования радиолокационного изображения (РЛИ), применяемая в сверхкороткоимпульсной радиолокации [3]. Для данной модели авторами предложена структура нейронной сети,

построенная на основе адаптивных элементов [4], позволяющая проводить оценку параметров радиолокационного изображения. На основе данной модели было синтезировано радиолокационное изображение, посредством которого проведено исследование работы нейросетевого метода и получены характеристики точности оценки параметров модели РЛИ. Также в работе приводятся результаты проведенного сравнительного анализа нейросетевого метода оценки параметров РЛИ с известным методом параметрической идентификации. В заключение приводятся выводы и даются рекомендации по использованию предложенного метода анализа радиолокационных изображений.

2. Модель радиолокационного изображения

Рассмотрим модель формирования радиолокационного изображения в широкополосном радаре, работающем в сантиметровом диапазоне длин волн. В качестве примера такой системы можно привести мобильный сверхкороткоимпульсный радиолокатор (СКИРЛ), разрабатываемый совместно МАИ и ОАО НПО «Алмаз» [5]. Радиолокационная станция излучает когерентные импульсные сигналы, при этом её антенна выполняет сканирование по углу азимута и работает на передачу и приём сигнала. Радиолокационные объекты рассматриваются как сложные многоточечные цели, для описания откликов которых применяется подход, основанный на развитии модели точечных отражателей радиолокационного объекта [6]. Принятый радиолокационный сигнал рассматривается как суперпозиция отражённых от центров рассеивания эхо-сигналов, каждый из которых по форме совпадает с зондирующим сигналом. В предположении, что радиолокационный объект наблюдается в высоком разрешении и по дальности, и по углу азимута, комплексный пространственно-временной радиолокационный сигнал $\dot{x}(t, \theta)$, отражённый K центрами рассеяния сложной цели, можно представить следующим аналитическим выражением:

$$\dot{x}(t, \theta) = \sum_{k=1}^K \dot{a}_k \cdot \dot{s}(t - \tau_p) \cdot f_A^2(\theta - \varphi_k) + n(t), \quad (1)$$

где $\dot{s}(t - \tau_p)$ – сечение комплексного РЛИ вдоль оси дальности, $f_A^2(\theta - \varphi_p)$ – квадрат характеристики направленности антенны, φ_k – направление главного луча диаграммы направленности антенны, $n(t)$ – аддитивный гауссовский шум с равномерной спектральной плотностью мощности в полосе приёмника РЛС. Отметим, что такая модель формирования радиолокационного изображения сложной цели предполагает ряд упрощений, в числе которых: отсутствие нелинейных искажений зондирующего сигнала при отражении, постоянство положения центра рассеяния за время повтора антенны, учёт только ранневременной компоненты отражения зондирующего импульса реальной целью.

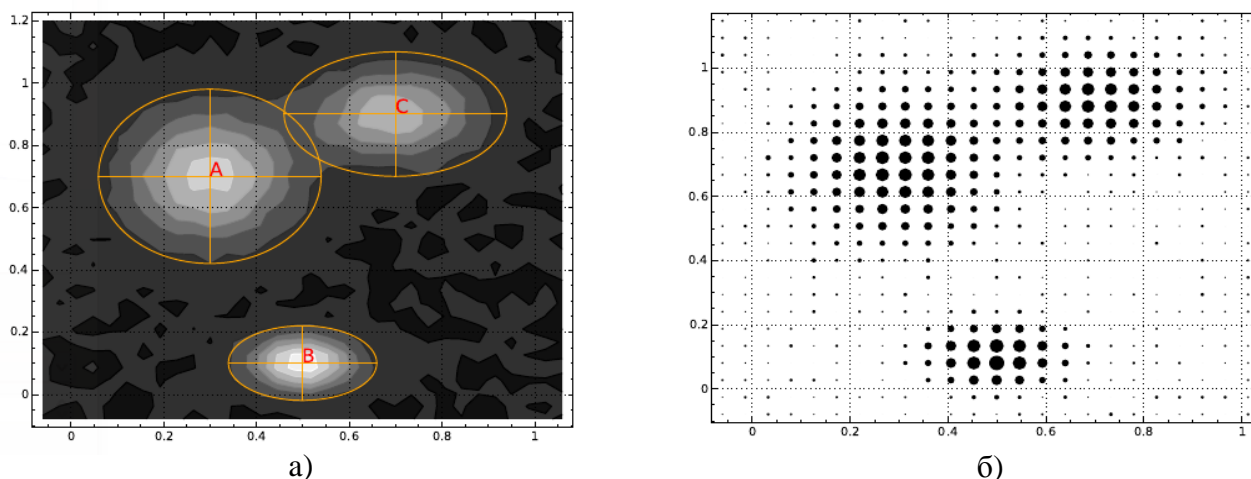


Рис. 1. Модель радиолокационного изображения в виде непрерывной функции относительной дальности и азимута (а) и в виде массива отсчётов (б).

Типичное радиолокационное изображение, сформированное в относительных координатах по дальности и углу азимута с использованием модели (1) показано на рис. 1, а). В представленном примере используется модель, состоящая из трёх точечных рассеивателей, относительная интенсивность которых различна. Яркостью точек в двумерной системе координат рисунка отображается величина модуля комплексного сигнала. Для проведения цифровой обработки такое изображение равномерно дискретизируется, и на его основе формируется двумерный массив отсчётов, что представлено на рис. 1, б), где относительные интенсивности показаны посредством точек разного размера, расположенных в узлах сетки дискретизации.

3. Нейросетевая обработка радиолокационных изображений

Для решения задачи идентификации точечных рассеивателей в настоящей работе авторами предложено использовать двухслойную нейронную сеть прямого распространения, обучаемую по принципу «обучение с учителем», построенную на основе нейронов скрытого слоя, реализующих радиально-базисные функции, или, коротко, РБФ-нейронов, рассмотренных, например, в [7, 8]. Основные свойства работы такой сети определяются локальными интерполяционными характеристиками отдельных радиально-базисных функций, реализуемых одиночными нейронами; физически это проявляется в том, что в процессе обучения каждый нейрон настраивается на аппроксимацию некоторого участка радиолокационного изображения. Одним из важных свойств сети, составленной из таких нейронов, является способность сохранять матрицу интерполяции достаточно хорошо обусловленной, что является следствием из теоремы Мичели [9]. Структура нейронной сети для решения поставленной задачи показана на рис. 2, а).

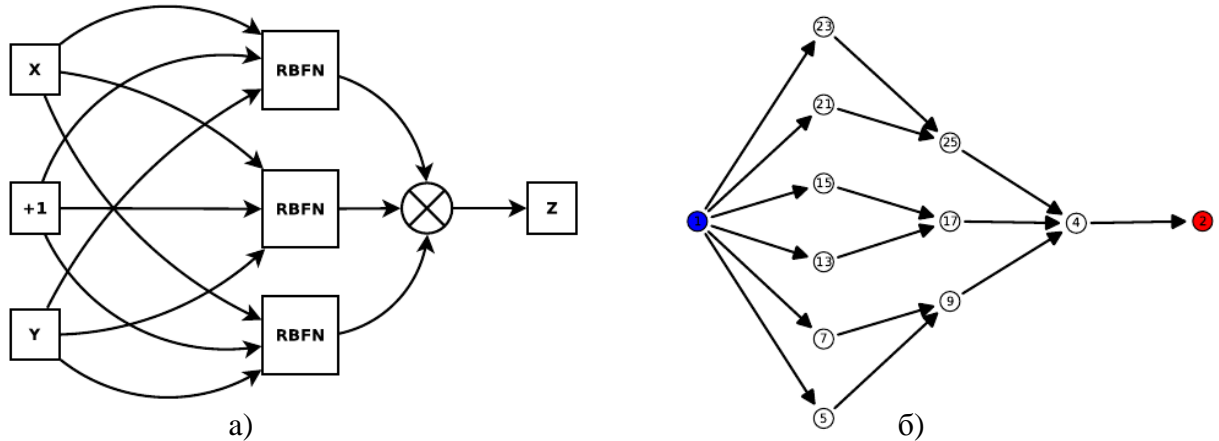


Рис. 2. Структура (а) и граф (б) нейронной сети, построенной на основе РБФ-нейронов.

Для проведения численного моделирования было использовано собственное программное обеспечение [10] с открытым исходным кодом, разработанное авторами на основе концепции адаптивных элементов [11]. Была создана нейронная сеть, полный граф которой при трех РБФ-нейронов в скрытом слое представлен на рис. 2, б). На вход сети поступают координаты точек из набора отсчётов, полученных из исходного изображения путём его дискретизации. В качестве обучающего значения сети предоставляется величина отсчёта, соответствующая задаваемым на вход координатам. Перед началом процесса обучения производится инициализация сети, при которой случайным образом устанавливаются начальные значения параметров нейронов сети. В качестве метода обучения сети используется метод *Delta-Bar-Delta* [12] с оптимальными параметрами, обеспечивающими приемлемую скорость и устойчивость процесса обучения. По установившимся значениям параметров РБФ-нейронов получены координаты центров рассеивателей, для которых на рис. 3, а) построена двумерная карта рассеивателей. Красными эллипсами, изображенными пунктирными линиями, представлены истинные положения рассеивателей, которые в этом эксперименте полагаются известными, а чёрными – положения рассеивателей, восстановленные по параметрам нейронов.

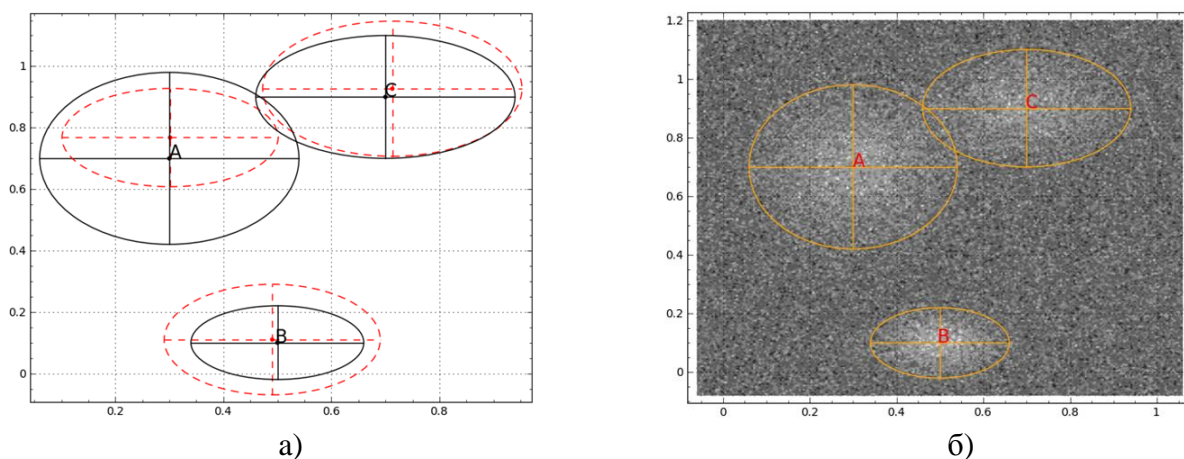


Рис. 3. Диаграмма рассеивателей (а) и исходное РЛИ (б).

Для рассматриваемого примера на рис. 3, б) положение центров рассеяния наложено в виде эллипсов на зашумлённое радиолокационное изображение, по которому проводилось их оценивание. В таблице 1 приводятся относительные точности определения центра и ширины каждого из рассеивателей, обозначенных соответствующими буквами на рис. 3, при отношении сигнал/шум порядка 15 дБ.

Таблица 1. Точность определения параметров модели РЛИ

Рассеиватели	Погрешность центра по азимуту	Погрешность центра по дальности	Погрешность ширины по азимуту	Погрешность ширины по дальности	Погрешность ширины по амплитуде	Смещение центра	Расхождение ширины
	$ \Delta\mu_x $	$ \Delta\mu_y $	$ \Delta\sigma_x $	$ \Delta\sigma_y $	$ \Delta a $		
A	0,000914	0,00357	0,02	0,06	1,59	$1,36 \cdot 10^{-5}$	0,004
B	0,0108	0,00215	$1,19 \cdot 10^{-5}$	0,01	1,33	0,00012	0,0001
C	0,000153	0,00117	0,02	0,03	2,83	$1,4 \cdot 10^{-6}$	0,0013

Представленные с помощью эллипсов точечные рассеиватели на рисунке 3, а) позволяют сделать заключение, что центры рассеивателей определяются сетью в присутствии шума с высокой точностью. Однако эффективные протяженности откликов по осям дальности и угла азимута только приближаются к параметрам модели, точность их определения остаётся низкой. Такое поведение объясняется тем, что центры импульсов в гораздо большей степени влияют на качество аппроксимации, т.е. среднеквадратическая ошибка (СКО) аппроксимации исходного РЛИ посредством РЛИ, реконструированного

сеть, является более чувствительной к ошибкам определения центров рассеивателей. Такое поведение предсказано в фундаментальной работе [13]: в процессе обучения сети, составленной из РБФ-нейронов, скорейшее обучение приводит к выявлению в первую очередь координат центров локальных преобразователей, реализуемых посредством нейронов скрытого слоя сети.

В работе проведено численное моделирование для оценки точности определения центров рассеяния при различных отношениях сигнал-шум и различных расстояниях между импульсами. Для этого создана нейронная сеть, предназначенная для оценки параметров двух рассеивателей. В качестве входных данных для обучения сети использовались радиолокационные изображения, полученные при различных расстояниях между рассеивателями (ρ) и при различном отношении сигнал-шум (SNR). В процессе обучения нейронной сети по методу *Delta-Bar-Delta* процесс стабилизировался не более, чем за 24 эпохи обучения, и для каждого набора варьируемых параметров выполнялось 52 независимых сеанса моделирования, после чего вычислялось среднее значение ошибки в определении параметров одного из рассеивателей.

На рис. 4, а) показаны зависимости ошибки определения центра одного из двух рассеивателей от отношения сигнал-шум при различных относительных расстояниях между центрами рассеивателей. При увеличении отношении сигнал/шум ошибка определения координат центра рассеяния уменьшается, однако, при этом при относительных расстояниях более 0,25 эта ошибка практически не зависит от дальнейшего увеличения расстояния между рассеивателями.

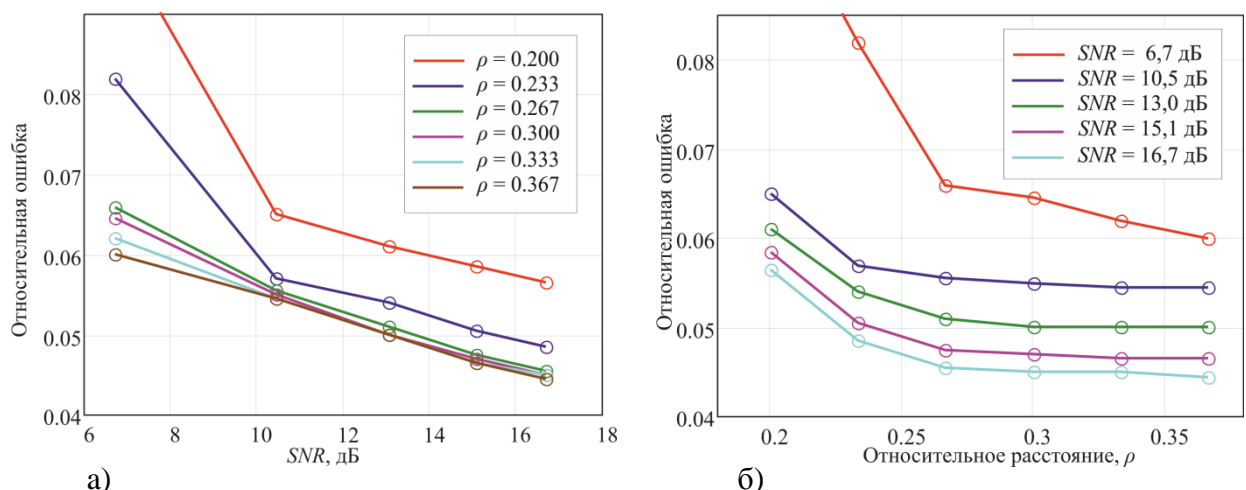


Рис. 4. Относительная ошибка оценки центра а) в зависимости от отношения сигнал/шум при различных расстояниях между рассеивателями, б) в зависимости от относительного расстояния между рассеивателями при различных отношениях сигнал/шум.

Представленный эффект хорошо иллюстрируется посредством графиков зависимости ошибки от расстояния между рассеивателями при различных отношениях сигнал/шум, что показано на рис. 4, б). Начальный существенный спад представленных кривых объясняется тем, что при удалении центров рассеивателей друг от друга уменьшается область их взаимного перекрытия, а это приводит к их локальной разделимости посредством нейронной сети. После достижения полной разделимости рассеивателей при дальнейшем увеличении расстояния между центрами дальнейшего уменьшения ошибки не происходит, и оно возможно только при увеличении отношения сигнал/шум.

4. Сравнительный анализ методов анализа РЛИ

Для оценки инновационного потенциала нейросетевых методов анализа РЛИ, был проведен качественный сравнительный анализ разработанного в настоящем исследовании метода определения центров рассеивателей с применением искусственных нейронных сетей радиальных базисных функций с методом [14], являющимся типичным примером класса методов, традиционно используемых при параметрической идентификации. Результаты проведенного сравнения представлены в таблице 2. Отметим, что данный анализ выявляет основные различия структурных характеристик методов, но не различия в их потенциальной точности, анализ которого является темой отдельного обширного научного исследования.

Таблица 2. Сравнительный анализ методов анализа РЛИ

	Параметрическая идентификация	Нейросетевая обработка
Структура алгоритма	Жёсткий алгоритм, модификация которого требует пересмотра модели	Гибкий алгоритм, зависящий от структуры нейронной сети
Характеристика алгоритма	Последовательный алгоритм	Итерационный алгоритм
Способ реализации	Структурное программирование с использованием библиотек функций матричной алгебры	Объектно-ориентированное программирование
Зависимость требуемой вычислительной мощности от размерности входной матрицы данных $M \times M$	$\sim M^3 \cdot \log(M)$	$\sim M^2$
Зависимость требуемой вычислительной мощности от порядка модели K	$\sim \text{const}$	$\sim K$

Главным различием между анализируемыми методами является то, что метод параметрической идентификации является жестким алгоритмом, предполагающим выполнение ряда шагов, реализующих субоптимальный оценщик. Любое изменение

алгоритма подразумевает внесение корректив в исходную модель формирования РЛИ. В отличие от него метод, основанный на нейронной сети, является гибким алгоритмом, который может быть модифицирован путём изменения структуры и правил нейронной сети при неизменной базовой модели. Реализация метода параметрической идентификации представляет собой последовательный алгоритм, для исполнения которого требуются процедуры матричной алгебры, в частности, реализующие матричные разложения. Для метода нейросетевой обработки достаточно использовать среду объектно-ориентированного программирования (ООП), поддерживающую элементарные математические операции.

Проведём асимптотическую оценку количества операций, требующихся для реализации каждого метода. Если в качестве входных данных выбрать квадратный массив отсчётов размера $M \times M$, то объём требуемой вычислительной мощности будет пропорционален M^2 , что определяется числом примеров, которые необходимо представить сети для обучения. В рассматриваемом методе параметрической идентификации объём вычислительной мощности определяется потребностью проведения ряда матричных операций, для которых требуется число операций увеличивается не медленнее, чем $M^3 \cdot \log(M)$. Однако для метода нейросетевой обработки имеет место близкая к линейной зависимость требуемой вычислительной мощности от порядка модели K , что объясняется увеличением количества нейронов, задействованных в скрытом слое, в то время как для метода параметрической идентификации зависимость от порядка модели практически отсутствует.

5. Заключение

Идентификация целей на основе информации, извлекаемой из РЛИ, остаётся открытой научной проблемой, и применение для её решения систем, которые реализуют алгоритмы, построенные на основе нейронных сетей, является одним из перспективных направлений, в рамках которого обоснованно ожидаются качественно новые решения. Проведенное сравнение нейросетевого метода обработки радиолокационных изображений с известным методом параметрической идентификации выявило как преимущества первого, так и его недостатки, что не позволяет говорить о предпочтении одного метода другому для широкого класса задач. Выбор оптимального алгоритма обработки является отдельной исследовательской задачей, поскольку он неизбежно проводится в рамках совокупности ограничений, связанных как с функциональными требованиями к самим методам, так и с техническими возможностями программно-аппаратных средств, с использованием которых такие методы будут выполняться.

Библиографический список

1. Татузов А.Л., Нейронные сети в задачах радиолокации. – М.: Радиотехника, 2009. – 432 с.: ил. (Научная серия «Нейрокомпьютеры и их применение», книга 28)
2. Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский, Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечёткие системы: Пер. с польск. – М.: Горячая линия – Телеком, 2006, 452 стр.
3. Иммореев И.Я., Сверхширокополосные радары. Особенности и возможности // Радиотехника и электроника, 2009, т. 54, №1, с 5–31.
4. Ефимов Е.Н., Шевгунов Т.Я., Построение нейронных сетей прямого распространения с использованием адаптивных элементов // «Журнал радиоэлектроники», электронный журнал, ISSN 1684-1719, №8, 2012, М.: ИРЭ РАН
5. Коновалюк М.А., Кузнецов Ю.В., Баев А.Б., Определение параметров многоточечных целей по спектру радиолокационного изображения // Вестник МАИ, том 17, № 3, стр. 193-198, 2010 г.
6. August W. Rihaczek, Stephen J. Hershkowitz, Theory and practice of radar target identification, Artech House, 2000.
7. M.T. Hagan, H.B. Demuth, M.H. Beale, Neural Network Design, Martin Hagan, 2002, 736 p.
8. Р. Тадеусевич и др., Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / Пер. с польск. – М.: Горячая линия – Телеком, 2011. – 408 с.
9. С. Хайкин, Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006, 1104 стр.
10. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ, №2012610557, Python NeuralLib for SageMath, авторы: Т.Я. Шевгунов, Е.Н. Ефимов.
11. Ефимов Е.Н., Шевгунов Т.Я., Разработка и исследование методики построения нейронных сетей на основе адаптивных элементов // «Труды МАИ», электронный журнал, ISSN: 1727-6942, №51, 2012
12. S. Samarasinghe, Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition, Auerbach Publications; 1st ed., 2006, 570 p.
13. M. H. Hassoun, Fundamentals of Artificial Neural Networks, The MIT Press, 1995, 511 p.
14. Коновалюк М.А., Горбунова А.А., Кузнецов Ю.В., Баев А.Б., Алгоритм извлечения информации из комплексного радиолокационного изображения сложной цели, 4-я всероссийская конференция «Радиолокация и радиосвязь», Москва, ИРЭ им. ак. В.А. Котельникова РАН, декабрь 2010 г.