

УДК 621.391

ОБЗОР ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В РАДИОФИЗИЧЕСКИХ ПРИЛОЖЕНИЯХ

Ю. Э. Корчагин¹, К. Д. Титов², Ю. Г. Петров³, С. А. Космодемьянский⁴

¹ korchagin@phys.vsu.ru, ² titovkd@gmail.com, ³ redsaqwer@gmail.com, ⁴ kosm7777777@yandex.ru

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 26 февраля 2021 г.

Аннотация. В работе проведены анализ и классификация существующих нейросетевых подходов к решению задач статистической радиофизики: обнаружение сигнала, оценка неизвестных параметров сигнала, определение направления на источник радиоизлучения или его местоположения, распознавания (различения) и фильтрации сигналов. Выполнен обзор отечественной и зарубежной литературы применительно к решению задач обработки сигналов с помощью нейросетевых методов. Проанализированы способы решения задач обработки сигналов, определены их сильные и слабые стороны, а также выделены перспективные направления использования обучающихся систем для решения задач классической радиофизики.

Ключевые слова: нейросетевые технологии; статистическая радиофизика; обнаружение; оценка параметров; пеленгация; локация; различение.

ВВЕДЕНИЕ

Развитие телекоммуникационных систем, переход к более высокоскоростным информационным потокам, новым методам модуляции и кодирования выдвинули целый ряд задач, успешное решение которых требует новых, нетрадиционных методов обработки информации, которые бы учитывали динамически меняющуюся сигнально-помеховую обстановку. В частности, возникает необходимость в разработке простых, эффективных и достаточно надежных методов обработки сигналов в условиях сложной помеховой обстановки. Важная роль при решении этих задач отводится автоматизированным средствам и комплексам приема и

обработки сигналов. Разработка новых и совершенствование имеющихся алгоритмов обработки сигналов при наличии случайных искажений в условиях априорной неопределенности имеет высокую значимость как в развитии фундаментальных основ радиофизики и радиотехники, так и находит обширное применение в практических приложениях, начиная от систем радиосвязи, локации, навигации, и заканчивая исследованием плазменных сред и космоса.

В классической теории статистической обработки сигналов для их описания часто используется аппарат теории случайных процессов. Особенно широко такое описание используется в задачах радиолокации, радионавигации, статистической теории связи и оптимального управления. В настоящее время достаточно хорошо разработан математический аппарат синтеза оптимальных устройств обработки сигналов [1], который широко используется в задачах обра-

Работа выполнена в рамках гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых – кандидатов наук (проект МК-767.2021.1.6).

ружения и различения временных и пространственно-временных сигналов, оценки их параметров, фильтрации, сглаживания, экстраполяции информационных процессов и др. В работах А. А. Харкевича [2], В. И. Тихонова [3–6], Б. Р. Левина [7], Я. А. Фомина [8], Ю. И. Журавлева [9, 10] и др. рассмотрены классические статистические методы обработки сигналов в каналах с помехами. Определены границы применимости этих методов в зависимости от помеховой обстановки [11].

К наиболее актуальным в настоящее время задачам, решаемым с помощью методического аппарата статистической радиофизики, являются задачи:

- обнаружения сигнала,
- оценки неизвестных параметров сигнала,
- определения направления на источник радиоизлучения или его местоположения,
- распознавания (различения) и фильтрации сигналов.

Отличительной особенностью подавляющего большинства работ в актуальной области проблем обработки сигналов является недостаток априорных сведений о наблюдаемых сигналах, помехах, каналах связи, что является одной из основных причин, затрудняющих решение многих практических задач обработки и не позволяющих достичь необходимого и достаточного минимума ошибок [11]. Частично преодолеть априорную неопределенность можно с помощью эмпирического определения законов распределения наблюдаемых случайных величин, процессов и полей. Однако, это требует обработки большого объема выборок реализаций и наличия возможности заранее исследовать помеховую обстановку в течение длительного времени. Преодоление априорной неопределенности относительно параметров сигнала возможно статистическими методами, но, как правило, требует построения многоканальных приемных устройств, что существенно усложняет их техническую реализацию. Зачастую полученные теоретические результаты практически нереализуемы. Методы преодоления априорной неопределенности непараметрического типа к настоящему времени мало встречаются в

радиофизических приложениях. Это диктует необходимость привлечения нейросетевых методов обработки сигналов, что является специфическим, в отличие от классической теории статистической радиофизики. При этом, детального и корректного сравнения характеристик качества решаемых задач при использовании предлагаемых нейросетевых алгоритмов с аналогичными характеристиками, полученными при использовании известных статистических алгоритмов либо не проводится, либо сравниваются неравнозначные по смыслу алгоритмы обработки, например, квазиоптимальный (в силу априорной неопределенности) алгоритм, синтезированный методами статистической радиофизики и нейросетевой алгоритм, и, как правило, оказывается что нейросетевые алгоритмы имеют лучшие характеристики, чем соответствующие статистические алгоритмы [12].

В настоящее время практически по всем направлениям исследований статистической радиофизики в отечественной и зарубежной литературе можно встретить публикации о создании инновационных нейросетевых алгоритмов, существенно повышающих эффективность обработки сигналов в сравнении с классическими алгоритмами. При этом все рассуждения и расчеты так и остаются теоретическими, а в реальных приемопередающих устройствах продолжают использоваться классические квазиоптимальные алгоритмы. Сложившуюся ситуацию можно объяснить тем, что если входной сигнал имеет действительно статистический характер и его статистическое описание известно и таково, что допускает решение задачи синтеза оптимального алгоритма обработки статистическими методами, то данные методы и следует использовать, т.к. нейросетевые методы и алгоритмы в таких задачах не дадут лучшего результата [13]. Однако, телекоммуникационная отрасль активно развивается и количество устройств передачи данных, используемых ими стандартов и протоколов растет с каждым годом. В условиях сложной помеховой обстановки, высокой плотности абонентов и сложностей электромагнитной совместимо-

сти, при отсутствии априорных сведений о параметрах работы каждого из окружающих устройств, методами статистической радиофизики возможно построить лишь квазиоптимальные алгоритмы, так как при синтезе используются предположения, например, ожидаемые значения неизвестных параметров, ожидаемая форма сигнала, гауссовский белый шум вместо реального шума и т.д.

Естественно, их характеристики будут зависеть от того, насколько совпали при синтезе априорные данные со своими истинными значениями. В задачах обработки сигналов с неизвестными параметрами (радиоразведки) или при работе приемопередающих устройств в условиях сложной помеховой обстановки такие предположения будут вносить существенные ошибки в работу синтезированных в идеальных условиях алгоритмов.

Учет в статистических алгоритмах реальной помеховой обстановки затруднителен, т.к. алгоритм обработки возможно адаптировать только к одному виду шума, при возможности математической формализации его вида, что на практике, в условиях динамически меняющейся помеховой обстановки, не реализуемо. Вместе с тем, построение нейросетевых алгоритмов в целом не требует априорных данных, а алгоритм подстраивается в ходе обучения.

Возможно, наличие априорных сведений сделает процесс обучения короче, а эффективность алгоритма выше.

Характеристики же нейросетевых алгоритмов в реальных приложениях могут оказаться лучше характеристик квазиоптимальных алгоритмов.

Целью работы является классификация и сравнительный анализ разработанных в настоящее время алгоритмов нейросетевой обработки сигналов в задачах радиофизики, в интересах систематизации созданного в настоящее время научно-технического задела, оценки целесообразности дальнейшего развития некоторых задач классической радиофизики нейросетевыми методами и определения перспективных направлений использования нейросетевого подхода, который позволит внести существенный вклад

в решение проблемных задач статической радиофизики относительно современных реалий передачи информационного трафика.

ЗАДАЧА ОБНАРУЖЕНИЯ СИГНАЛОВ

Одной из важнейших задач в радиофизике является задача обнаружения сигналов на фоне шумов. Пожалуй, именно с этой задачи началось применение нейросетевых технологий в статистической радиофизике. Первые статьи относятся к 90-м годам XX века. Выделим наиболее яркие, по мнению авторов, работы. К примеру, в работе [14] рассматривается проблема обнаружения фазоманипулированных последовательностей, в которой была предложена и разработана имитационная модель обнаружителя с использованием нейросети. Сеть выбрана двухслойной, прямого распространения, так как она не требует большого числа вычислений. Количество нейронов на скрытом слое не должно быть слишком большим, иначе это может привести к получению правильных результатов только для обучающей выборки, но и не слишком маленьким, т.к. его должно хватить для задачи обнаружения. Руководствуясь данными из литературы, автор выбирает его равным 28, как полусумму количества входов и выходов нейросети (для последовательности длиной 52 и 3-м выходам). В качестве входных данных использовался вектор отсчетов комплексной огибающей сигнала (производилось раздельное распознавание реальной и мнимой частей). Выход сети представляет собой данные с 3-х нейронов, свидетельствующие о наличии реальной части, мнимой части или только помех. Размер обучающего множества для сети прямо пропорционален общему количеству синаптических весов сети и обратно пропорционален ошибке при обнаружении. Малый объем обучающей выборки может привести к тому, что нейросеть будет показывать хороший результат только на обучающем множестве. Автором подробно описаны основные существующие алгоритмы обучения сетей и приведено их сравнение по скорости

обучения, числу итераций и среднеквадратической ошибке. Для данной задачи оптимальные результаты показал алгоритм масштабируемых сопряженных градиентов. Порог обнаружения нейросетью подбирался экспериментально так, чтобы получить нужную вероятность ложной тревоги (10^{-5}). Анализируя результаты реализованной нейросети, автор приходит к выводу, что вероятность правильного обнаружения для нейросети близка к классическому обнаружителю при вероятности ложной тревоги 10^{-5} . Также, нейросеть значительно превосходит по быстродействию классические статистические алгоритмы при коротких сигналах (менее 256 отсчетов) с незначительной потерей вероятности правильного обнаружения. Таким образом, нейронные сети могут дать выигрыш в быстродействии для задач обнаружения сигналов, при этом практически не теряя качества обнаружения.

Аналогичную проблему исследует В. Г. Ляликова в диссертации [15]. Автором рассматривается нейросетевой обнаружитель сигналов и сравнивается с другими алгоритмами. В работе исследовались сети Хемминга, Кохонена, двухслойный персептрон и нейросеть, основанная на радиально-базисных функциях (РБФ). Для обучения двухслойного персептрона использовался метод Хебба. Функцией активации являлась сигмоидальная логистическая функция, позволяющая усилить слабые сигналы и предотвратить перенасыщение при больших сигналах. Для обучения сети Кохонена был применен метод последовательных приближений. Каждый из описанных типов нейросети был реализован автором программно и проведен их сравнительный анализ с другими статистическими алгоритмами. На вход нейросети подавался видеоимпульс на фоне помехи. Помеха представляла собой отсчеты статистически независимых гауссовских случайных величин с нулевыми средними и единичной дисперсией, или хаотическую импульсную помеху, либо их совмещение. Вероятность ложной тревоги для статистических критериев, а также сетей РБФ и двухслойного персептрона была равна 10^{-8} . Для сетей Хеммина и Кохонена

вероятности ложной тревоги при различных помехах находятся в пределах 0,43–0,5. В статье приведено сравнение зависимости вероятности правильного обнаружения от отношения сигнал/шум (ОСШ) при разных помехах. Нейросеть РБФ показала хорошие результаты: при вероятности ложной тревоги 10^{-8} , вероятность правильного обнаружения составляет порядка 0,906–0,990. Показано, что в данной задаче при наличии шума или помехи нейросеть РБФ функционирует наилучшим образом. Нейронные сети Хемминга, Кохонена и двухслойный персептрон оказались менее предпочтительными, чем сеть РБФ.

В рассмотренных выше статьях в качестве помехи использовался ГБШ или импульсная помеха. На практике, учитывая сложную помеховую обстановку, параметры шума часто оказываются отличными от расчетных, что приводит к изменению параметров обнаружителей [16]. В связи с этим, авторами И. В. Малыгиным, С. А. Бельковым, А. Д. Тарасовым и М. Р. Усвяцовым в работе [17] предлагается использовать нейросетевой метод обнаружения как альтернативу корреляторам и согласованным фильтрам для задачи обнаружения шумоподобных сигналов. Они показывают, что для среды с помехами общего вида выгоднее использовать нейросеть, т.к. при обучении она будет учитывать особенности помех в канале. Авторами была применена сеть прямого распространения, на вход которой подаются М-последовательности длиной 1023 бита. Обучение нейросети происходит методом градиентного спуска. Авторы обращают внимание на то, что для обучающей выборки необходимо брать реальные данные, искаженные в результате прохождения канала, с точными метками наличия сигнала или шума. В работе был поставлен эксперимент по приему цифровых последовательностей и были рассмотрены 3 случая:

1. Антенны напротив друг друга на расстоянии 5 см, идет передача последовательности.
2. Условия аналогичны 1, но передача не ведется – только шум.

3. Передающая и приемная антенны помещены внутри металлической банки (имитация условия многократного переотражения).

Нейросеть показала точность 99 % на тестовой выборке для различных условий передачи, а также не потребовала большого числа итераций обучения. Тем не менее, у данной нейросети высокая вероятность ложной тревоги при подаче на вход случайных сигналов (взятых не из тракта). Подводя итог, авторы утверждают, что нейронная сеть при сложных условиях приема может давать потенциально лучшие результаты, чем коррелятор, так как сеть представляет собой более широкий класс функций.

Из вышеупомянутых статей видно, что ключевой является задача проектирования нейросети: выбора ее типа, алгоритма обучения, количества слоев, функции активации и т.д. В работе [18] Ю. С. Сахаровым и Я. А. Трофимовым изучена данная проблема и предложена методология построения нейросети для случая обнаружения сигнала со случайной амплитудой и начальной фазой. Авторами предложен метод сравнения квадратурных компонент, которые будут иметь различные интенсивности при наличии и отсутствии сигнала. Применяя многослойную сеть с 8-ю нейронами в скрытом слое и пороговую функцию активации, ими была получена аппроксимирующая область в форме ломаного восьмиугольника (на сигнальном созвездии). После описания статистического алгоритма, авторы предлагают использовать квадратичную функцию активации. В таком случае разделяющая линия будет иметь вид окружности. Таким образом, авторами была предложена модель нейросети для обнаружения сигнала со случайной амплитудой и начальной фазой. Авторы приходят к выводу, что, зная классический статистический метод и вероятностную модель для сигнала и помехи, можно однозначно задать вид функции активации.

В зарубежных публикациях также широко охватывается проблема обнаружения сигналов с использованием нейросетей. Так, в статье [19] рассматривается задача обнаружения частотно-манипулированных сигналов, в частности, сигналы с модуляцией с минимальным сдвигом частот. Прием таких

сигналов накладывает ограничения на решающее устройство: устойчивость к шумам и частотным искажениям. Реализация стандартных методов довольно сложна, а в случае уменьшения уровня сигнала задача становится трудноформализуемой. Авторами предложен нейросетевой подход, который не чувствителен к малым изменениям параметров сигнала и устойчив к шуму, а также не сложен в реализации ввиду небольшого размера сети, и может использоваться для обнаружения в реальном времени. В работе показано, что при отсутствии девиации частоты результаты практически совпадают с полученными при детектировании традиционным методом. Также видно, что предлагаемый метод более чувствителен к девиации несущей частоты, чем метод на основе фильтров. При этом предлагаемый метод не требует априорного определения характеристик сигнала и является адаптивным за счет обучения реализациям принятого сигнала.

В статье [20] зарубежными авторами (Christophe F. Bas, Robert J. Marks) приводится сравнение многослойного перцептрона и оптимального приемника, синтезированного по критерию Неймана–Пирсона для задачи обнаружения искаженных шумом сигналов. В качестве шума использовался Лапласовский шум. В работе показано, что нейросеть показывает значительно лучшие результаты, чем линейный детектор, синтезированный по критерию Неймана–Пирсона, но чуть хуже, чем оптимальный. При коэффициенте Лапласовского шума 0,5 и вероятности ложной тревоги 0,3 вероятность правильного обнаружения линейным приемником 0,65, нелинейным – 0,71, а перцептроном – 0,70. Такая разница вероятностей правильного обнаружения сохраняется почти при всех значениях вероятности ложной тревоги. В работе делается вывод, что преимущество нейросети заключается в том, что в отличие от оптимального детектора не требуется знание параметров сигнала и шума, т.к. она успешно обучается характеристикам шума.

Вопросы обнаружения гауссовых сигналов с неизвестным коэффициентом корреляции освещается в статьях [21, 22]. В рабо-

те [21] рассматривается подход комбинирования сети радиальной базисной функцией (RBFNN) и многослойного персептрона, обученных на разные интервалы коэффициента корреляции для аппроксимации усредненного отношения правдоподобия. При данном подходе получаются лучшие результаты, чем при использовании детектора максимального правдоподобия для фиксированного значения коэффициента корреляции и меньшее количество вычислений по сравнению с комбинированной сетью из двух персептронов. Исследование по этой же теме продолжено в статье [22].

Авторами предлагается использовать нейросеть высокого порядка (HONN). По результатам исследований, HONN может аппроксимировать усредненное отношение правдоподобия с низкими вычислительными затратами.

Кривая ОСШ сети HONN почти не отличима от комбинации RBFNN и многослойного персептрона, однако требует чуть больше вычислительных операций, но с одним порогом для обнаружения.

Вопрос обнаружения сигналов с методом пространственного кодирования MIMO изучается в статье [23] с помощью глубокого обучения модульной нейросети.

Авторами предлагается новый подход на основе этой сети, называемый MNNet. Он формируется набором заранее определенных модулей нейронных сетей и хорошо масштабируется.

По результатам моделирования, MNNet улучшает возможности глубокого обучения с почти оптимальной производительностью, а процедуру обучения не нужно применять ко всей сети в целом. Также она демонстрирует лучшую эффективность вычислений при оценочных процедурах.

Применение гибридных аналого-цифровых нейронных сетей в проблеме частотного и фазового детектирования описывается в статье [24]. Представленные нейросети имеют преимущество перед чисто цифровыми или аналоговыми системами.

Они показывают лучшую эффективность для задачи обработки сигналов в реальном времени в среде с высоким уровнем шума,

большим количеством новых комбинаций входов и строгими ограничениями по времени и ресурсам, затраченным на решение проблем.

Подытоживая, можно сказать, что нейросетевой подход потенциально позволяет получить аналогичные, а иногда и превосходящие результаты, чем у общепринятых методов, особенно при сильном зашумлении канала или изменении параметров сигнала. При небольшой потере качества они могут давать выигрыш в скорости, возможности работать в реальном времени и более простой реализации. Однако существуют сложности в обучении сети и качестве обучающей выборки.

ЗАДАЧА ОЦЕНКИ ПАРАМЕТРОВ СИГНАЛА

При решении задачи оценки параметров статистическими методами, при наличии априорной неопределенности требуется выполнять поиск экстремума решающей статистики в многомерном пространстве неизвестных параметров. Это приводит к необходимости использования многоканальных приемников и затрудняет проведение оценки в реальном времени. Применение нейросетевых методов может повысить быстродействие и точность обработки.

Некоторые отечественные авторы (С. М. Данилин, М. В. Макаров, С. А. Щаников, С. В. Пантелеев) подробно рассматривают эту область, заостряя свое внимание на проблеме дестабилизирующих воздействий, к которым они относят шумы во входных сигналах (внешние воздействия) и погрешность элементов нейросети (внутренние воздействия). В работе [25] для решения задачи оценки амплитуды сигнала предлагается использовать двухслойный персептрон прямого распространения. Функция активации нейронов входного слоя тангенциальная, выходного – линейная. Авторы подробно рассматривают эффективность алгоритмов обучения при наличии погрешностей параметров элементов нейросети, и делают вывод, что наиболее выгодным является алгоритм на основе обратного рас-

пространения ошибки с использованием Байесовской регуляции.

Тот же подход применен к более широкой задаче оценки амплитуды, фазы и частоты сигнала в работах [26, 27]. Авторы приводят результаты, согласно которым в широком диапазоне ОСШ, среднеквадратические ошибки оценок максимального правдоподобия амплитуды, частоты и начальной фазы гармонического сигнала в 1,5–2 раза проигрывают нейросетевым оценкам. На основании этого авторы делают вывод, что нейросетевой метод для разных ОСШ и количества нейронов в первом слое позволяет заметно повысить точность оценок.

Некоторыми авторами предлагаются нейросети более сложной архитектуры. В статье [28] (Bo Sun) исследуется использование нейрона с изменяемым (обучаемым) порогом. Показано, что такой подход позволяет более точно описывать нелинейные функции. Автор утверждает, что подобный нейрон может быть полезен для оценки нелинейных параметров сигналов, однако не приводит примеров практической реализации такой системы.

В работе [29] (Yue-Dar Jou) поднимается проблема разработки цифрового фильтра, в частности цифрового дифференциатора. Утверждается, что нейросеть позволяет рассчитать коэффициенты фильтра с заданной частотной характеристикой. Авторы применяют нейронную сеть Хопфилда [30], вычисляя ее параметры оптимально для выбранной задачи. Характеристики такого подхода сравниваются с алгоритмами Молловой и Бхаттачарии. Показано, что предложенный метод превосходит алгоритм Бхаттачарии в скорости вычисления приблизительно в 20 раз, имеет схожую с алгоритмом Молловой точность, однако уступает ему в скорости вычислений. Авторами делается заключение, что данные результаты справедливы лишь для расчета программными методами, и при реализации на параллельных вычислителях их алгоритм должен иметь значительно меньшие вычислительные затраты.

Также нейросетевой подход предлагается к применению в области устранения помех при обнаружении слабых сигналов. В статье [31] (Meiying Ye) применяется метод вычитания из входного сигнала хаотического фона, предсказанного адаптивной нейросетью на основе системы нечеткого вывода (ANFIS). При этом предполагается, что хаотический сигнал является результатом работы детерминированной системы, работающей в режиме динамического хаоса. Показано, что такой подход позволяет значительно уменьшить (до 26 дБ) мощность фонового шума. Однако, задача дальнейшей обработки сигнала в работе не рассмотрена. Авторы ограничиваются вычислением преобразования Фурье от очищенного от фонового шума сигнала и его визуальным обнаружением по внешнему виду спектра. Утверждается, хотя и без доказательств, что метод устойчив к наличию во входном сигнале случайного гауссовского процесса.

Проведенный анализ показывает, что применение нейросетевого подхода позволяет получить более точные и быстродействующие алгоритмы оценки параметров, а также аппроксимации и прогнозирования функций, чем применение статистических методов. Такие системы показывают высокую устойчивость как к внешним (шумовым), так и к внутренним (неидеальность элементов) воздействиям. В данном направлении имеется тенденция к усложнению используемых нейросетей и расширению сферы решаемых задач.

ЗАДАЧИ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МЕСТОПОЛОЖЕНИЯ И ПЕЛЕНГАЦИИ СИГНАЛОВ

Важной областью применения нейросетевых технологий в радиофизике являются задачи определения местоположения и пеленгации. Помимо сокращения вычислительных затрат и повышения устойчивости нейросетевые методы позволяют значительно повысить точность пеленгования по сравнению со статистическими методами.

Один из нейросетевых подходов в решении задачи пеленгации заключается в ис-

пользовании нейросети в сочетании с предобработкой сигнала в малоэлементном пеленгаторе (в частности, антенная решетка из 4 элементов) в условиях сильных помех [32] (С. В. Козлов). Сигналы с элементов антенной решетки подвергаются предварительной обработке, в результате которой формируется оценка корреляционной матрицы процессов на выходах приемных каналов. Модули и фазы этой матрицы используются в качестве входных данных для многослойного персептрона прямого распространения с сигмоидальной функцией активации. Выходными данными являются оценки азимута и угла места источника излучения. Нейросетевой метод позволяет получить точность определения направления в 2–3 % от главного лепестка диаграммы направленности антенн, что невозможно при использовании традиционной суммарно-разностной обработки без специальных методов подавления помех.

В работе [33] Е. О. Морозовой, П. Е. Овчинниковым, М. Ю. Семеновой предложен нейросетевой подход к решению задачи моноимпульсной локации. При использовании статистических методов точность определения местоположения источника сигнала резко снижается, если присутствует несколько источников со сравнимыми мощностями. Предлагается отправлять на вход многослойного персептрона нормированные мощности принятого антеннами сигнала, а на выходном слое получать распределение вероятности нахождения источников в пространстве. Этот подход позволяет определить количество источников без дополнительной обработки и определить их местоположение, хотя с увеличением количества источников и их близком расположении ухудшается точность работы системы. В частности, при определении координат с одним источником ошибка их определения не превысила 12 % от ширины диаграммы направленности одного приемного канала антенной системы по уровню – 3 дБ. Показано, что при увеличении числа источников ошибка увеличивается вплоть до 48 % для трех источников.

Также применение нейросетевых подходов позволяет повысить скорость обработки

без значительной потери точности вычислений. В частности, в [34, 35] также используются многослойные персептроны прямого распространения. На входы нейросетей подаются разности времени прихода сигнала на элементы антенной решетки, или координаты точек исходного изображения, выходом является оценка направления или параметров точечных рассеивателей. Точность представленных методов схожа со статистическими, например, для первого метода среднеквадратическая ошибка отличается не более чем на 10 % от численного метода оптимизации функции правдоподобия. В работе [35] приведена функциональная зависимость скорости работы нейросетевого алгоритма в сравнении со статистическим, показывающая, что нейросетевой алгоритм должен давать выигрыш в скорости, однако не проведен эксперимент. В работе [34] описано практическое (по результатам моделирования) увеличение быстродействия, в 13,5 раз по сравнению с численным методом. Наряду с этим, согласно [36], нейросеть позволяет существенно (в 5–10 раз) снизить ошибку, обусловленную вторичным переизлучением элементов антенны.

Другим преимуществом нейросетевого подхода является простота и адаптивность использования многослойных персептронов в приемниках радарных систем. В работах [37, 38] (Nerea del-Rey-Maestre, David Mata-Moya и др.) показано, что нейросеть может эффективно заменить приемник, построенный по критерию Неймана–Пирсона, сохраняя его основные свойства: возможность задать требуемое значение ложной тревоги при максимизации вероятности правильного обнаружения. При этом отсутствует необходимость проектирования структуры приемника в зависимости от параметров сигнала и радарной системы. В работе [39] теми же авторами применяется подобный двухслойный персептрон для решения другой актуальной задачи: обнаружение изображений кораблей на фотографии морской поверхности. При правильном наборе обучающих изображений нейросеть показывает большую вероятность правильного обнару-

жения, чем статистический метод Double Parameters Model, описанный в [40].

Работа [41] (Ji Shu-Long, HuangFu Kan) описывает метод приема сигнала радара, включающий в себя преобразование Габора и последующую обработку нейросетью. Авторы тестируют метод на нескольких сигналах с гауссовым шумом, и на основе полученных результатов и теоретического анализа утверждают, что нейросеть позволяет осуществить обнаружение движущегося объекта при более низких ОСШ (до 4 дБ), чем обычные системы, а также обладает рядом других преимуществ, основным из которых является непараметричность детектора, которая важна в случае, если неизвестен закон распределения шума в канале.

Таким образом, в рассмотренных задачах нейросетевые методы показывают как способность повышения быстродействия (до 13,5 раз [34]), так и позволяют решать задачи, не реализуемые или сложно реализуемые статистическими методами. К числу таких возможностей относятся работа в условиях сильных помех и способность к параллельному решению нескольких задач (определение количества источников и их местоположения).

ЗАДАЧИ РАЗЛИЧЕНИЯ И ФИЛЬТРАЦИИ СИГНАЛОВ

В радиофизике большое внимание уделяется задачам распознавания (различения), среди которых можно выделить два направления: различение сигналов при наличии искажений и различение вида модуляции сигнала, в каждом из которых используют нейросетевые технологии. Обзорный анализ методов автоматического различения вида модуляции в цифровом случае представлен в работе [42], где подробно описано множество известных алгоритмов распознавания: по форме сигнального созвездия, по распределению разности мгновенных фаз, по статистическим признакам и пороговый метод с использованием кумулянтов высокого порядка. Тем не менее, эти методы не лишены своих недостатков и подходят не ко всем типам модуляции. Применение нейросете-

вых методов для реализации существующих алгоритмов имеет ряд преимуществ. К примеру, в статьях [42, 43] показано, что восстановление сигнального созвездия методом нечеткой кластеризации С-средних (fuzzy c-mean) для определения типа модуляции требует априорного знания количества позиций модуляции, а также синхронизации по несущей и тактовой частоте. В связи с этим, авторами [43] был предложен метод кластеризации на базе самоорганизующихся карт Кохонена (Self Organization Maps, SOM) при априорном отсутствии информации о количестве кластеров. Для повышения эффективности работы алгоритма авторами был использован модифицированный метод обучения карт Кохонена с непараметрической адаптацией (без параметров), известный как PLSOM [44]. В статье [43] показано, что он обеспечивает большую устойчивость обучения, чем SOM, распознает сигналы при ОСШ ~ 2 дБ и максимальной относительной расстройке по несущей частоте $\sim 10^{-3}$, т.е. обеспечивает распознавание не хуже других существующих алгоритмов, не требуя знания максимального количества позиций модуляции.

Еще один пример использования нейросетевого алгоритма для данной задачи описан в статьях [42, 45]. Авторами описано применение нейросети для определения типа цифровой модуляции, используя моменты и кумулянты высокого порядка, вычисленные по отсчетам сигнала. В качестве типа сети использовался трехслойный перцептрон с сигмоидальной функцией активации, обучаемой методом обратного распространения ошибки. Обучающая выборка представляла собой набор значений кумулянтов, сопоставленных с типами модуляции. В статье [45] авторы приводят численные результаты различения видов модуляции нейросетью. Такой метод обеспечивает высокую эффективность распознавания FSK, PAM, PSK-2, PSK-8, QAM-16 при ОСШ ~ 20 дБ.

Не менее важной является задача фильтрации сигнала. Применение нейросетей для решения задачи цифровой фильтрации дает выигрыш в арифметических затратах при реализации алгоритма. В статье [46]

А. А. Айзинкович и А. Ю. Усынин рассматривают применение однослойного персептрона с Хевисайдской функцией активации для цифровой фильтрации сигналов. В качестве входных данных используются временные отсчеты цифрового сигнала. С учетом специфики поставленной задачи авторами было существенно сокращено количество операций в адаптивном обучении. Для проверки предложенного метода был рассмотрен пример, где использовался гармонический сигнал на фоне аддитивной помехи. Нейросеть достаточно хорошо фильтрует сигнал, за исключением начального участка, когда процесс ее обучения только начал. Тем не менее, в приведенном авторами примере величина аддитивной помехи достаточно мала. Важной задачей в радиофизике является проблема декодирования, которая по смыслу сводится к задаче различения сигналов. Традиционные демодуляторы справляются с поставленной задачей, однако, ведут себя неустойчиво при ухудшении качества сигнала, изменении несущей частоты (из-за эффекта Доплера) или параметров сигнала. Также возникают сложности при декодировании многопозиционной фазовой манипуляции. В связи с этим, в статье [47] О. А. Морозовым и П. Е. Овчинниковым рассмотрено применение нейросети для решения данной задачи. В качестве нейросети авторами был выбран двухслойный персептрон с сигмоидальной функцией активации. Входными данными сети являются I, Q квадратуры комплексной огибающей сигнала, предварительно прошедшие через фильтр нижних частот и дециматор. Выходные данные персептрона представляют собой сигналы, показывающие вероятности изменения фазы от времени, по которым далее определяют тип скачка фазы. Число выходов равняется количеству вариантов фазовых скачков. Сеть обучалась специально сгенерированными IQ компонентами при ОСШ = 10 дБ методом обратного распространения ошибки. Увеличение числа слоев персептрона не приводило к улучшению работы нейросети, а лишь увеличивало вычислительную нагрузку.

Проблему наличия существенного эффекта Доплера авторы решают путем переобучения персептрона. В статье приведены результаты декодирования ФМ4-сигналов нейросетевым методом в сравнении со схемой Костаса при различных ОСШ и изменениях несущей частоты. Нейросеть показала значительно лучшие результаты в сравнении с традиционным методом при наличии шума. Дообучение сети при наличии эффекта Доплера дает незначительный выигрыш ~1 дБ. Задача распознавания изображений в радиофизике остается актуальной, так как она относится к трудно формализуемым и часто требует нестандартного подхода. В статье [48] Н. М. Новиковой и В. М. Дуденковым описано моделирование нейросети на основе гибридной сети и SOM для распознавания изображений. Авторы отмечают перспективность использования сверточных нейросетей для работы с изображениями, но также упоминают их недостатки: большой объем обучающей выборки, сложность архитектуры сети и большой расход вычислительных ресурсов. Для решения задачи классификации изображений предложено в качестве блока принятия решения использовать нейросеть нечеткого вывода (гибридная), а для восприятия изображения – самоорганизующиеся карты Кохонена. Для экономии ресурсов черно-белые изображения делились на сегменты и рассматривались только их отличающиеся области. На вход нейросети подавались фрагменты классифицируемого изображения, для каждого из которых находились подходящие им элементы карты Кохонена. Их координаты обрабатывались гибридной сетью и выносилось решение о принадлежности классу изображения. Слои этой сети обучались методом обратного распространения ошибки. Таким образом, авторами получена нейросеть, основанная на обучаемой системе нечеткого вывода, которая может работать с любым количеством признаков, легко масштабируется и продолжает эффективную работу при потере части данных. Разбиение изображения на сегменты позволяет работать параллельно с картами Кохонена. К сожалению, в статье авторы не приводят

численные характеристики функционирования данной сети и не сравнивают эффективность функционирования с альтернативными алгоритмами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного обзора применения нейросетевых технологий в наиболее актуальных задачах статистической радиофизики было рассмотрено более 100 работ отечественных и зарубежных авторов и отобрано более 50, вносящих наибольший вклад в развитие данного направления. Тщательный анализ рассмотренных статей показал, что с каждым годом данное направление усиливает свою актуальность, количество работ ежегодно увеличивается и эффективность синтезируемых алгоритмов возрастает. Можно с уверенностью сказать, что при грамотном симбиозе нейросетевых алгоритмов со статистическими, можно существенно повысить их эффективность при работе устройств обработки сигналов в условиях сложной помеховой обстановки.

Однако проведенный анализ также показал, что среди рассмотренных статей, особенно русскоязычных, большинство авторов не уделяет должного внимания четкой постановке задачи, пояснению выбранных типов нейросетей, обоснованию способа получения входной информации и дальнейшей обработке выходной. Большинство полученных нейросетевыми алгоритмами результатов не сравниваются с известными статистическими, а если такое сравнение и проводится, то не в полной мере или некорректно описываются условия, при которых сравнительный анализ проводился. Сравнение нейросетевого алгоритма со статистическим корректно только при абсолютном совпадении всех условий, ограничений и допущений, и в таком случае, всегда статистический алгоритм будет оказываться лучше. Действительно, синтез оптимального (байесовского) алгоритма обработки сигнала предполагает использование полной априорной информации о сигналах, помехах и способах их взаимодействия, которая, к сожалению, далеко не всегда имеется в распоряжении разработчика. Поэтому на прак-

тике, как правило, реализуются квазиоптимальные статистические алгоритмы обработки, синтезированные для некоторых предполагаемых, ожидаемых условий (значений параметров, форм сигналов, статистических характеристик помех и т.д.). Нейросетевые алгоритмы обработки по сравнению с квазиоптимальными должны давать выигрыш в эффективности функционирования в силу адаптивности и самообучения нейросети. В большинстве работ при условии корректно синтезированного и обученного нейросетевого алгоритма, его эффективность всегда оказывалась выше квазиоптимальных статистических алгоритмов, но ниже оптимального.

Таким образом, в условиях динамически меняющейся сигнально-помеховой обстановки и высокой плотности абонентов нейросетевые алгоритмы обработки сигналов будут иметь преимущество над статистическими, а их совместное использование позволит повысить быстродействие, достоверность и эффективность.

Отличительными свойствами нейросетевых алгоритмов обработки являются, во-первых, высокая скорость обработки [49, 50], связанная с массивным параллелизмом вычислений, производимых большим количеством относительно простых, но сильно связанных между собой нейронов. Во-вторых, классификаторы на нейронных сетях являются непараметрическими и требования к полноте статистических характеристик распределений, лежащих в основе классифицируемых множеств менее критичны, в отличие от традиционных статистических алгоритмов [51–53]. Следовательно, нейросетевые классификаторы являются более устойчивыми в условиях сложной помеховой обстановки, когда распределения порождены нелинейными процессами и являются негауссовыми; либо соответствуют обработке сигналов в условиях повышенной априорной неопределенности [54–56]. В-третьих, нелинейность нейросетевых классификаторов заложена в форме функции активации каждого нейрона. Выбор функции активации нейроэлементов базируется на результатах исследований, полученных А. Н. Колмогоровым [57–59] –

любая непрерывная функция вещественных переменных может быть представлена линейной функцией многих переменных и непрерывно возрастающей нелинейной функцией одного переменного [11].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Айвазян С. А., Енюков И. О., Мешалкин Л. Я. Прикладная статистика. Основы моделирования и первичная обработка данных. М.: Финансы и статистика, 1983. 471 с. [S. A. Aivazian, I. S. Enyukov, L. D. Meshalkin, *Applied statistics. Basics of modelling and primary data processing*, (in Russian). Moscow: Finansy i statistika, 1983.]
2. Харкевич А. А. Борьба с помехами. М.: Наука, 1965. 276 с. [A. A. Kharkevich, *Combating interference*, (in Russian). Moscow: Nauka, 1965.]
3. Тихонов В. И. Оптимальный прием сигналов. М.: Радио и связь, 1983. 320 с. [V. I. Tikhonov, *Optimal reception of signals*, (in Russian). Moscow: Radio I Svyaz', 1983.]
4. Тихонов В. И. Статистическая радиотехника (2-е изд., перераб. и доп.). М.: Радио и связь, 1982. 624 с. [V. I. Tikhonov, *Statistical radio engineering*, (in Russian). Moscow: Radio I Svyaz', 1982.]
5. Тихонов В. И., Кульман Н. К. Нелинейная фильтрация и квазиоптимальный прием. М.: Радио и связь, 1975. 704 с. [V. I. Tikhonov, N. K. Kulman, *Nonlinear filtering and quasicohherent signal reception*, (in Russian). Moscow: Radio i Svyaz', 1975.]
6. Тихонов В. И., Харисов В. Н. Статистический анализ и синтез радиотехнических систем. М.: Радио и связь, 1991. 608 с. [V. I. Tikhonov, V. N. Kharisov, *Statistical analysis and synthesis of radio engineering devices and systems*, (in Russian). Moscow: Radio I Svyaz', 1991.]
7. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники (книга третья, изд. 2-е, перераб. и доп.). М.: Сов. радио, 1976. 288 с. [B. R. Levin, *Theoretical foundations of statistical radio engineering*, (in Russian). Moscow: Sov. Radio, 1976.]
8. Фомин Я. А., Тарловский Г. Г. Статистическая теория распознавания образов. М.: Радио и связь, 1986. 264 с. [Ya. A. Fomin, G. R. Tarlovsky, *Statistical theory of pattern recognition*, (in Russian). Moscow: Radio I Svyaz', 1986.]
9. Журавлев Ю. И. Непараметрические задачи распознавания образов // Кибернетика. 1986. № 6. С. 83–103. [Yu. I. Zhuravlev, "Nonparametric problems of pattern recognition", (in Russian), in *Kibernetika*, no. 6, pp. 83-103, 1986.]
10. Журавлев Ю. И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания и классификации // Проблемы кибернетики. 1978. № 33. С. 5–68. [Yu. I. Zhuravlev, "Algebraic methods for designing algorithms for pattern recognition and forecasting", (in Russian), in *Problemy kibernetiki*, no. 33, pp. 5-68, 1978.]
11. Кузнецов А. В. Применение нейросетевых методов для обработки сигналов в каналах с помехами: дис. ... канд. техн. наук. Москва, 2000. 362 с. [A. V. Kuznetsov, *Using of a neural network approach for processing signals in channels with interference*: Cand. Diss. Abstr, (in Russian). Moscow, 2000.]
12. Истратов А. Ю., Мельник А. В., Грибков В. Ф. Эмпирический нейроалгоритм обработки радиолокационной информации // Материалы 5-ой Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение», 1999. С. 228–233. [A. Y. Istratov, A. V. Melnik, V. F. Gribkov, Empirical neural network algorithm of processing of the radar-tracking, (in Russian), in *Proc. 5th Russian Workshop "Neurocomputers and its application"*, pp. 228-233, 1999.]
13. Первачев С. В., Перов А. И. Адаптивная фильтрация сообщений. М.: Радио и связь, 1991. 160 с. [S. V. Pervachev, A. I. Perov, *Adaptive message filtration*, (in Russian). Moscow: Radio I Svyaz', 1991.]
14. Строкова М. С. Исследование эффективности применения нейронных сетей в задачах обнаружения фазоманипулированных последовательностей // Техника радиосвязи. 2014. № 1 (21). С. 65–77. [M. S. Strokovaya, "Studying of effectiveness of using a neural networks to solve problems of phase-shift keying detection", (in Russian), in *Tekhnika radiosvyazi*, no. 1 (21), pp. 65-77, 2014.]
15. Ляликова В. Г. Разработка и исследование математических моделей нейросетевых и статистических обнаружителей сигналов: дис. ... канд. физ.-мат. наук. Воронеж, 2011. С. 2–177. [V. G. Lyalikova, *Development and studying of mathematical models of neural network and statistical signal detectors*: Cand. Diss. Abstr, (in Russian). Voronezh, 2011.]
16. Новикова Н. М., Ляликова В. Г. Модели параметрических и непараметрических обнаружителей сигналов // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2010. Т. 6, № 8. С. 122–126. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-parametricheskikh-i-neparametricheskikh-obnaruzhiteley-signalov> (дата обращения: 26.01.2021). [N. M. Novikova, V. G. Lyalikova, (2021, Jan. 26), "Parametric and non-parametric models of signal detectors", [Online], (in Russian), in *Vestnik of Voronezh State Technical University*, vol. 6, no. 8, pp. 122-126, 2010. Available: <https://cyberleninka.ru/article/n/modeli-parametricheskikh-i-neparametricheskikh-obnaruzhiteley-signalov>]
17. Применение методов машинного обучения для классификации радиосигналов / И. В. Малыгин [и др.] // Труды МАИ. 2017. № 96. [Электронный ресурс]. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=85797> (дата обращения 05.02.2021) [I. V. Malygin, et al., (2021, Feb. 5), "Radio signal detection using machine-learning approach", [Online], (in Russian), in *Trudy MAI*, no. 96, 2017. Available: <http://trudymai.ru/published.php?ID=85797>]
18. Сахаров Ю. С., Трофимов Я. А. Методы синтеза полигауссовских искусственных нейронных сетей // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2010. Т. 6, № 11. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-sinteza-poligaussovskih-iskusstvennyh-neyronnyh-setey> (дата обращения 11.02.2021) [Yu. S. Sakharov, Ya. A. Trofimov, (2021, Feb. 11), "Methods for synthesis of polygaussian artificial neural networks" [Online], (in Russian), in *Vestnik of Voronezh State Technical University*, vol. 6, no. 11, 2010. Available: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-sinteza-poligaussovskih-iskusstvennyh-neyronnyh-setey>]
19. Morozov O. A, Ovchinnikov P. E. Neural network detection of MSK signals // 2009 IEEE 13th Digital Signal Processing Workshop and 5th IEEE Signal Processing Education Workshop. Marco Island, FL, USA. 2009. Pp. 594-596. [Электронный ресурс]. URL:

<https://ieeexplore.ieee.org/document/4785992> (дата обращения 29.01.2021).

20. **Bas C. F., Marks R. J.** Layered perceptron versus Neyman-Pearson optimal detection // 1991 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Singapore, Singapore. 1991. Pp. 1487-1489. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/170610> (дата обращения 04.02.2021).

21. **Neural Network Based Approaches for Detecting Signals With Unknown Parameters / D. Mata-Moya, et al.** // 2007 IEEE International Symposium on Intelligent Signal Processing. Alcala de Henares, Spain. 2007. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/4447634> (дата обращения 01.02.2021).

22. **High order neural network based solution for approximating the average likelihood ratio / D. Mata-Moya [et al.]** // 2011 IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP). Nice, France. 2011. Pp. 657-660. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5967786> (дата обращения 01.09.2020).

23. **Xue S., Ma Y., Yi N., Dodgson T. E.** A Modular Neural Network Based Deep Learning Approach for MIMO Signal Detection. 2020. Pp. 1-12.

24. **DeYong M., Fields C.** Applications of hybrid analog-digital neural networks in signal processing: simple circuits for frequency and phase detection and shifting // 1992 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. San Diego, CA, USA. 1992. Pp. 2212-2215. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/230551> (дата обращения 31.01.2021).

25. **Алгоритм** выбора параметров искусственной нейронной сети при оценке амплитуды гармонических сигналов с учетом дестабилизирующих воздействий / С. Н. Данилин [и др.] // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2014. № 16. С. 70–73. [S. N. Danilin, et al., "The method of tolerance increasing to internal and external noises for neural network devices", (in Russian), in *Metody i ustroystva peredachi i obrabotki informacii*, no. 16, pp. 70-73, 2014.]

26. **Обеспечение** точности функционирования нейросетевой устройства оценки параметров гармонических сигналов в радиосистемах / С. Н. Данилин [и др.] // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. 2014. № 3 (15). С. 12–17. [S. N. Danilin, et al., "The algorithm of finding the influencing coefficient of progressiveness of neural elements on operation quality value of devices with neural network architecture", (in Russian), in *Radiotechnic*, no. 3 (15), pp. 12-17, 2014.]

27. **Данилин С. Н., Щаников С. А.** Нейросетевой алгоритм контроля абсолютного значения фазового сдвига ЛЧМ-сигнала // Методы и устройства передачи и обработки информации. 2016. № 16. С. 60–64. [S. N. Danilin, S. A. Shchanikov, "The influence of instruction function on the quality of neural networks operation", (in Russian), in *Metody i ustroystva peredachi i obrabotki informacii*, no. 16, pp. 60-64. 2016.]

28. **Sun B., Lin J., Chen Y.** A detecting method of analog signals based on variable threshold value neuron // 2008 IEEE International Conference on Automation and Logistics. Qingdao, China. 2008. Pp. 1925-1928. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/4636474> (дата обращения 31.01.2021).

29. **Yue-Dar Jou.** Least-squares design of digital differentiators using neural networks with closed-form derivations // IEEE Signal Processing Letters. 2005. Vol. 12, no. 11. Pp. 760-766. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1518895> (дата обращения 30.01.2021).

30. **Tank D. W., Hopfield J.** Simple neural optimization networks: AnA/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit // IEEE Trans. Circuits Syst. 1986. Vol. 33, no. 4, pp. 533-541.

31. **Ye M., Song L.** Weak signal detection in chaos using adaptive Neuro-Fuzzy Inference System // 2011 International Conference on Electrical and Control Engineering. Yichang, China. 2011. Pp. 928-931. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6057652> (дата обращения 10.02.2021).

32. **Козлов С. В.** Обработка сигналов малоэлементного моноимпульсного пеленгатора в условиях мощных помех с использованием искусственных нейронных сетей // Доклады БГУИР. 2018. № 5 (115). С. 31–37. [S. V. Kozlov, "Signal processing of a low-element monopulse direction finder under conditions of powerful interference using artificial neural networks", (in Russian), in *Doklady of the Belarusian State University of informtics and radioelectronics "BGUIR"*, no. 5 (115), pp. 31-37, 2018.]

33. **Морозова Е. О., Овчинников П. Е., Семенова М. Ю.** Нейросетевая обработка сигналов моноимпульсной локализации // Вестник Нижегородского университета. 2013. № 6 (1). С. 62–66. [E. O. Morozova, P. E. Ovchinnikov, M. Yu. Semenova, "The method of neural network signal processing for monopulse radar", (in Russian), in *Vestnik of Nizhny Novgorod State University*, no. 6 (1), pp. 62-66, 2013.]

34. **Оценка** направления прихода сигнала с использованием искусственных нейронных сетей максимального правдоподобия / Т. Шевгунов [и др.] // Цифровая обработка сигналов. 2017. № 2. С. 59–64. [T. Shevgunov, et al., "Estimation of direction-of-arrival by means of maximum likelihood artificial neural networks", (in Russian), in *Tsyfrovaya obrabotka signalov*, no. 2, pp. 59-64, 2017.]

35. **Ефимов Е. Н., Шевгунов Т.** Идентификация точечных рассеивателей радиолокационных изображений с использованием нейронных сетей радиально-базисных функций // Труды МАИ. 2013. № 68. [Электронный ресурс]. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=41959> (дата обращения 25.01.2021). [E. N. Efimov, T. Shevgunov, (2021, Jan. 25), "Scattering target identification based on radial basis function artificial neural networks in the presence of non-stationary noise", [Online], (in Russian), in *Trudy MAI*, no. 68. 2013. [Электронный ресурс]. Available: <http://trudymai.ru/published.php?ID=41959>]

36. **Радзиевский В. Г., Сирота А. А.** Информационное обеспечение радиоэлектронных систем в условиях конфликта. М.: ИПРЖР, 2001. С. 157–163. [V. G. Radzievsky, A. A. Sirota, *Informational support of electronic systems in conflict*, (in Russian). Moscow: IPRGR, 2001.]

37. **MLP-based** approximation to the Neyman Pearson detector in a terrestrial passive bistatic radar scenario / N. del-Rey-Maestre [et al.] // IEEE EUROCON 2015 International Conference on Computer as a Tool (EUROCON), 2015. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7313778> (дата обращения 30.01.2021).

38. **Machine Learning Techniques for Coherent CFAR Detection Based on Statistical Modeling of UHF Passive Ground Clutter** / N. del-Rey-Maestre, *et al.* // *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*. 2018. Vol. 12, no.1. Pp. 104-118.
39. **Neural network based solutions for ship detection in SAR images** / J. Martin-de-Nicolas, *et al.* // 2013 18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP). Fira, Greece. 2013. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6622836> (дата обращения 06.02.2021).
40. **Comparison of ship detection algorithms in spaceborne SAR imagery** / P. Chen, *et al.* // 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Seoul, South Korea. 2005. Vol. 3. Pp. 1750-1752. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1526341> (дата обращения 14.09.2020).
41. **Detection of radar signals using Gabor transform and neural network** / J. Shu-Long, *et al.* // *Proceedings of the IEEE 1992 National Aerospace and Electronics Conference NAECON*, Dayton, OH, USA. 1992. Pp. 916-922. [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/220485> (дата обращения 17.02.2021).
42. **Методы распознавания видов цифровой модуляции сигналов в когнитивных радиосистемах** / С. С. Аджемов [и др.] // *ВМУ. Серия 3*. 2015. № 6. С. 19–27. [S. S. Adzhemov, *et al.*, “Methods for the automatic recognition of digital modulation of signals in cognitive radio systems”, (in Russian), in *VMU, seriya 3*, no. 6, pp. 19-27, 2015.]
43. **Алгоритм распознавания вида цифровой модуляции сигнала по форме фазового созвездия с использованием самоорганизующихся карт Кохонена** / С. С. Аджемов [и др.] // *T-Comm*. 2011. № 11. С. 4–6. [S. S. Adzhemov, *et al.*, “Algorithm for recognition of signal digital modulation type according to form of phase constellation with using of Kohonen self-organizing map”, (in Russian), in *T-Comm*, no. 11, pp. 4-6, 2011.]
44. **Berglund E., Sitte J.** The Parameter-LessSOM algorithm. // *ANZIS*. 2003. Pp. 159-164.
45. **Аджемов С. С., Терешонок М. В., Чиров Д. С.** Нейросетевой метод распознавания видов модуляции радиосигналов с использованием кумулянтов высокого порядка // *T-Comm*. 2012. № 9. С. 9–12. [S. S. Adzhemov, M. V. Tereshonok, D. S. Chirov, “Neural network method for recognition of radio signal modulation types using highorder cumulants”, (in Russian), in *T-Comm*, no. 9, pp. 9-12, 2012.]
46. **Айзикович А. А., Усынин А. Ю.** Применение перцептрона в цифровой фильтрации сигналов // *Известия Института математики и информатики. Ижевск*. 2006. № 2 (36). С. 109–112. [A. A. Aizikovich, A. Yu. Usynin, “Application of the perceptron in the digital filtration of signals”, (in Russian), in *Izvestiya of the Institute of mathematics and informatics*, no. 2 (36), pp. 109-112, 2006.]
47. **Морозов О. А., Овчинников П. Е.** Метод декодирования фазоманипулированных сигналов по комплексной огибающей на основе искусственной нейронной сети // *Радиотехника и электроника*. 2007. Т. 52, № 11. С. 1371–1375. [O. A. Morozov, P. E. Ovchinnikov, “A phase-shift-keyed-signal decoding method based on the analysis of the complex envelope via an artificial neuron network”, (in Russian), in *Radiotekhnika i radioelektronika*, vol. 52, no. 11, pp. 1371-1375, 2007.]
48. **Новикова Н. М., Дуденков В. М.** Моделирование нейронной сети для распознавания изображений на основе гибридной сети и самоорганизующихся карт Кохонена // *Аспирант*. 2015. № 2 (7). С. 31–34. [N. M. Novikova, V. M. Dudenkov, “Application of Kohonen self-organizing map to search for region of interest in the detection of objects”, (in Russian), in *Aspirant*, no. 2 (7), pp. 31-34, 2015.]
49. **Кузнецов А. В.** Нейросетевой классификатор со случайными связями на основе многозначных нейронов // *Информационные технологии*. 1999. № 7. С. 10–15. [A. V. Kuznetsov, “Neural network classifier with the random connections based on poly-semantic neurons”, (in Russian), in *Informacionnie Tekhnologii*, no. 7, pp. 10-15, 1999.]
50. **Фомин В. Н.** Рекуррентное оценивание и адаптивная фильтрация. М.: Наука, 1984. 288 с. [V. N. Fomin, *Recurrent estimation and adaptive filtration*, (in Russian). Moscow: Nauka, 1984.]
51. **Трис В. Г.** Теория обнаружения, оценок и модуляции (том 1). М.: Советское радио, 1972. 744 с. [V. N. Trees, *Detection, estimation and modulation theory: part 1*, (in Russian). Moscow: Sovetskoe radio, 1984.]
52. **Трис В. Г.** Теория обнаружения, оценок и модуляции (том 2). М.: Советское радио, 1975. 344 с. [V. N. Trees, *Detection, estimation and modulation theory: part 2*, (in Russian). Moscow: Sovetskoe radio, 1975.]
53. **Нейронные классификаторы с распределенным кодированием входной информации** / Э. М. Куссуль [и др.] // *Нейрокомпьютер*. 1994. № 3. С. 13–24. [E. M. Kussul, *et al.*, “Adaptive neural network classifier with multfloat input coding”, (in Russian), in *Neyrocomputer*, no. 3, pp. 13-24, 1994.]
54. **Колбасова Л. А., Крушина Т. Ю., Онацько В. Ф.** Нейронная сеть предварительной обработки для задач распознавания речи // *Моделир. и проектир. приборов и систем микро- и наноэлектрон.* 1994. С. 120–133. [L. A. Kolbasova, T. Yu. Krushina, V. F. Onacko, “Neural network with data preprocessing for solving problems of speech recognition”, (in Russian), in *Modelir. i proektir. priborov i sistem mikro- i nanoelektron*, pp. 120-133, 1994.]
55. **Краймер Л. П., Кулик Б. А.** Обработка сложных сигналов на основе использования нейрокомпьютеров // *Персональный компьютер на вашем рабочем месте*. 1991. С. 228–231. [L. P. Krysmeyr, B. A. Kulik, “Processing of complex signals based on using neurocomputers”, (in Russian), in *Personalnyy computer na vashem rabochem meste*, pp. 228-231, 1991.]
56. **Werbos P. J.** Beyond Regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences // *Phd. Thesis, Depl. of Applied Mathematics. Harvard University, Cambridge, Mass.* 1974. Pp. 174-176.
57. **Колмогоров А. Н.** О представлении непрерывных функций нескольких переменных суперпозициями непрерывных функций меньшего числа переменных // *Докл. АН СССР*. 1956. Т. 108. С. 2. [A. N. Kolmogorov. On the representation of continuous functions of many variables by superposition of continuous functions of less variables, (in Russian), in *Dokl. AN SSSR*, vol. 108, p. 2, 1956.]
58. **Колмогоров А. Н.** О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одного переменного и сложения // *Докл. АН СССР*. 1957. Т. 114. С. 953–956. [A. N. Kolmogorov, “On the representation of continuous functions of many vari-

ables by superposition of continuous functions of one variable and addition”, (in Russian), in *Dokl. AN SSSR*, vol. 114, pp. 953-956, 1956.]

59. **Колмогоров А. Н., Фомин С. В.** Элементы теории функций и функционального анализа (изд. 6-е, перераб. и испр.). М.: Наука, 1989. 623 с. [A. N. Kolmogorov, S. V. Fomin, *Elements of the theory of functions and functional analysis*, (in Russian). Moscow: Nauka, 1989.]

ОБ АВТОРАХ

КОРЧАГИН Юрий Эдуардович, зав. каф. радиофизики. Дипл. радиофизик (ВГУ, 1997). Д-р физ.-мат. наук (ВГУ, 2013). Иссл. в обл. статистического синтеза и анализа алгоритмов обработки квазидетерминированных сигналов с неизвестными параметрами; статистических методов локализации сигналов в пространстве их существования.

ТИТОВ Константин Дмитриевич, доц. каф. радиофизики. Дипл. радиофизик (ВГУ, 2013). Канд. физ.-мат. наук (ВГУ, 2018). Иссл. в обл. статистического синтеза и анализа алгоритмов обработки сверхширокополосных сигналов.

ПЕТРОВ Юрий Геннадьевич, асп. каф. радиофизики. Дипл. радиофизик (ВГУ, 2020). Готовит дис. об алгоритмах и методах частотно-временной локализации сигнала при наличии случайных искажений.

КОСМОДЕМЬЯНСКИЙ Сергей Александрович, асп. каф. радиофизики. Дипл. радиофизик (ВГУ, 2020). Готовит дис. о статистическом анализе квазирегиональных сигналов с линейной частотной модуляцией.

METADATA

Title: An overview of the applying of neural network technologies in radiophysical applications.

Authors: Yu. E. Korchagin¹, K. D. Titov², Yu. G. Petrov³, S. A. Kosmodemyanskii⁴

Affiliation: Voronezh State University (VSU), Russia.

Email: ¹korchagin@phys.vsu.ru, ²titovkd@gmail.com,

³redsaqwer@gmail.com, ⁴kosm7777777@yandex.ru

Language: Russian.

Source: SIIT (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 3, no. 1, (5), pp. 81-95, 2021. ISSN 2686-7044 (Online), ISSN 2658-5014 (Print).

Abstract: The paper analyzes and classifies existing neural network approaches to solving the following problems of statistical radio physics: signal detection, estimation of unknown signal parameters, determination of the direction to the radio emission source or its location, discrimination and filtering of signals. A review of Russian and foreign literature is carried out in relation to the solution of signal processing problems using neural network methods. More than 100 articles have been studied, of which more than 50 most significant have been highlighted. Methods for solving problems of signal processing are analyzed, their strengths and weaknesses are determined. Also, promising directions of using learning systems for solving problems of classical radiophysics were highlighted. Various neural network architectures are considered, such as multilayer perceptron (MPL), Hopfield network, Hamming network,

Self-organizing maps (SOM), Radial basis functions network (RBFN), Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS), etc. The article shows that, in comparison with quasi-optimal algorithms, neural networks should be more efficient due to their adaptability and self-learning. Neural network detection algorithms are more stable in a complex interference environment than classical algorithms, since during training they take into account the characteristics of interference in the channel. If the neural network algorithm is correctly synthesized and trained, then its efficiency is higher than the quasi-optimal statistical algorithms, but lower than the optimal algorithm. Neural networks require significantly less computational costs compared to classical algorithms, and can also give a gain in speed, the ability to work in real time and have a simpler implementation.

Key words: neural network technologies; statistical radio physics; detection; parameter estimation; direction-finding; location; distinction.

About authors:

KORCHAGIN, Yuri Eduardovich, Prof., Dept. of Radiophysics. Dipl. Radiophysicist (Voronezh State Univ., 1997). Dr. of Physico-mathematical Sci. (VSU, 2013).

TITOV, Konstantin Dmitrievich, Associate Prof., Dept. of Radiophysics. Dipl. Radiophysicist (Voronezh State Univ., 2013). Candidate of Physico-mathematical Sci. (VSU, 2018).

PETROV, Yuri Gennadyevich, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Radiophysics. Master of Sci. (VSU, 2020).

KOSMODEMYANSKII, Sergei Aleksandrovich, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Radiophysics. Master of Sci. (VSU, 2020).