

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ТОЧЕЧНЫХ РАССЕЙВАТЕЛЕЙ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ

Ефимов Е. Н., Шевгунов Т. Я.

Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет),
г. Москва, Россия

В данной работе рассматривается задача повышения детальности радиолокационных изображений сложных объектов. В пределах размеров таких объектов может укладываться несколько элементов разрешения по дальности. Наблюдения осуществляются в присутствии аддитивного белого шума. При этом считается известной информация о форме зондирующего сигнала и характеристике направленности антенны, которые определяются на практике тактико-техническими характеристиками радара. Для повышения детальности изображения, что может служить шагом к последующему автоматизированному распознаванию целей, необходимо проводить идентификацию эффективных точечных центров рассеяния объекта, при отражении от которых зондирующего сигнала формируются наиболее интенсивные отклики в принятом сигнале. Под идентификацией точечных рассеивателей в первую очередь мы будем понимать определение координат их эффективных геометрических центров.

В работе [1] для решения представленной задачи предложено использовать параметрические методы оценки полюсов в спектральной области, координаты которых на комплексной плоскости могут быть пересчитаны в координаты центров рассеяния. Данный подход обладает рядом преимуществ, например, высокой точностью и доказанной субоптимальностью, однако, он имеет и несколько недостатков, к числу которых можно отнести высокие вычислительные затраты, негибкость модели, а также необходимость предварительной деконволюции (обращения свёртки) РЛ изображения.

Авторами данной работы предлагается альтернативный подход, при котором рассмотренная задача решается при помощи нейронных сетей радиально-базисных функций, составленных из простых адаптивных элементов. В первую очередь выполняется построение искусственной нейронной сети, составленной из элементов на основе радиальных базисных функций. Затем, на основе заданных ограничений по точности, выполняется аппроксимация полученного радиолокационного изображения, после чего параметры каждого рассеивателя могут быть вычислены исходя из синоптических весов нейронов, входящих в состав сети. Для создания нейронов на основе радиальных базисных функций (РБФ-нейронов) использовались простые адаптивные элементы, связанные определенным образом. Данный подход позволяет сохранить смысловое значение синоптических весов нейронов.

Аппроксимация выполняется посредством обучения созданной нейронной сети, используя данные исходного радиолокационного изображения в качестве обучающей выборки. В целом, обучение сети возможно производить несколькими методами в различных режимах. В зависимости от выбранного характера обучения, требуются различные входные данные, различное время, затрачиваемое на обучение, так же различные методы отличаются по стабильности получаемого результата. В данной работе используется обучение с учителем (*supervised learning*), при котором обучаемой сети последовательно представляется набор примеров из обучающего множества. Используемый режим обучения – пакетный (*batch*), в качестве методов обучения рассмотрены метод градиентного спуска, применение коэффициента инерции (*Momentum*), а также метод, известный под названием *Delta-Bar-Delta*. Для указанных методов рассмотрены различные параметры, в первую очередь, коэффициент скорости обучения.

Иерархическая организация сети в виде системы вложенных адаптивных элементов позволяет осуществить последовательный процесс вычислений, необходимых в процессе

обучения, от выхода сети к её входу. В работе [4] было предложено представить этот процесс обратного распространения ошибки с помощью функциональной схемы, которая получила название системной диаграммы представления обратного распространения (*backpropagation diagrammatic representation*). Такая диаграмма является наглядным средством, позволяющим описать функционирование алгоритма обратного распространения. Однако в своей работе авторы используют её как вспомогательный инструмент для упрощения вывода необходимых выражений при анализе динамических нейронных сетей, предназначенных для обработки сигналов, являющихся функциями времени. Этот инструмент также был заимствован впоследствии другими авторами, например [3, 5], как наглядный способ представления правил обратного распространения при изучении свойств нейросетей.

Для реализации прототипа программного обеспечения в качестве языка программирования выбран высокоуровневый язык программирования общего назначения *Python*, предоставляющий с одной стороны простую форму записи математических выражений, с другой – широкие возможности в области объектно-ориентированного программирования. Кроме этого данный язык обладает свободной лицензией и большой библиотекой готовых разработок для решения ряда вспомогательных задач моделирования.

Python поддерживает несколько парадигм программирования, в том числе структурное, объектно-ориентированное, функциональное, императивное и аспектно-ориентированное. Основные архитектурные черты — динамическая типизация, автоматическое управление памятью, полная интроспекция, механизм обработки исключений, поддержка многопоточных вычислений и удобные высокоуровневые структуры данных.

Характерной особенностью такого подхода является то, *Python* изначально является полноценным языком программирования, который впоследствии использован во множестве проектов, так или иначе связанных с задачи моделирования.

При реализации прототипа программного обеспечения и проведении моделирования стоит отдельно отметить проекты, возможности которых применялись на практике. *NumPy* — это расширение языка *Python*, добавляющее поддержку больших многомерных массивов и матриц, вместе с большой библиотекой высокоуровневых математических функций для операций с этими массивами. *Sage* [8] — система компьютерной алгебры покрывающая много областей математики, включая алгебру, комбинаторику, вычислительную математику и матанализ. *Sage* представляет собой пакет программ со свободной лицензией, объединённый единым пользовательским и программным интерфейсами. Отметим ещё одно преимущество системы *Sage*, состоящее в том, что она распространяется под свободной лицензией.

Программная реализация разделена на две части – базовую (*neurallib.py*) и дополнительную (*visualneurallib.py*). Базовая часть выполнена в качестве пакета и включает необходимую для работы приложения иерархию классов. Дополнительная часть предназначена для работы в интерактивном режиме в составе *Sage*. Дополнительная часть использует возможности *Sage* для ввода и вывода данных: генерация обучающих последовательностей, отображение графов, построение графиков и таблиц.

В качестве операционной системы, в которой проводилось численное моделирование, разработка, проверка и эксплуатация прототипа программного обеспечения выбрана система GNU/Linux. В качестве преимуществ этой системы стоит отметить широкий набор поддерживаемых архитектур процессора. GNU/Linux поставляется в большом количестве дистрибутивов, в которых ядро Linux соединяется с утилитами GNU и другими прикладными программами, что позволяет выбрать наиболее подходящую под конкретные решаемы задачи систему. Ещё одним преимуществом такого выбора является лицензия распространения GPL.

Важно отметить, что компоненты, начиная от операционной системы, заканчивая пользовательским интерфейсом подобраны с учётом GPL или GPL-совместимых лицензий, что позволяет развернуть работу системы на полностью свободном и открытом сервере под управлением GNU/Linux. Интерфейс при этом представляет собой многопользовательский Web-интерфейс, что позволяет сразу нескольким пользователям проводить работу с системой удалённо.

Данная работа содержит результаты численного моделирования по оценке параметров радиолокационной модели, состоящей из трех рассеивателей. Моделирование выполнено при различных отношениях сигнал-шум, так же выполнена оценка точности определения параметров в зависимости от отношения сигнал-шум и расстояния между импульсами. Работа включает в себя описание прототипа созданного программного обеспечения, использованного для численного моделирования. Полученные результаты говорят о достоверности примененного подхода.

ЛИТЕРАТУРА

1. 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 РАН, дек. 2010 г.
2. K. S. Narendra, K. Parthasarathy, Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, No. 1, March 1990, pp. 4–27.
3. С. Хайкин, Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006, 1104 стр.
4. М. Т. Hagan, Н. В. Demuth, М. Н. Beale, Neural Network Design, Martin Hagan, 2002, 736 p.
5. W. A. Stein and others. Sage Mathematics Software (Version 4.7.2). The Sage Development Team, 2012. <http://www.sagemath.org>.