

ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

Залужный Д.В., Харко В.В.

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,
г. Минск, Республика Беларусь*

Научный руководитель: Бруй Н.М. – ассистент кафедры ПИКС

Аннотация. Статья посвящена проблеме распознавания принимаемых кодированных последовательностей радиосигналов. Для улучшения качества распознавания сигналов в среде с помехами общего вида предлагается использовать нейронную сеть. Предполагается, что качество распознавания будет лучше, чем при традиционном использовании автокорреляционной функции, так как в процессе обучения нейронная сеть способна запомнить особенности помех в канале связи, и, следовательно, использовать полученную модель на этапе классификации сигналов. В данной работе также приводится схема эксперимента, позволяющего подтвердить данное предположение.

Ключевые слова: цифровая обработка, машинное обучение, нейронная сеть, сигналы

Введение. Традиционно в системах связи для обнаружения и обработки шумоподобных сигналов используются корреляторы или согласованные фильтры. Обе модели параметризованы порогом обнаружения. Оптимальность традиционных методов по количеству правильных и ложных обнаружений доказана для случая, когда шум в среде передачи является аддитивным Гауссовским. Для улучшения качества распознавания сигналов в среде с помехами общего вида предлагается использовать нейронную сеть.

Целью данной работы является сравнение коррелятора и нейронной сети. Для сравнения этих моделей необходимо для какого-то набора сигналов, для которых известны их правильные метки (сигнал, шум), сравнить число ошибок первого и второго рода для обеих моделей. Сложность этой задачи состоит в том, что при построении подобного набора данных нет объективной метки для каждого примера, но с другой стороны, мы можем делать уверенные выводы о наличии полезного сигнала в принятом, анализируя уровень шума в среде распространения.

Основная часть. Самый простой способ получить данные для обучения - это добавлять реализацию заданной модели шума к полезному сигналу и классифицировать результат на шум и полезный сигнал согласно какому-либо правилу. Однако такой подход неприменим, т. к. в таком случае нейронная сеть просто аппроксимирует правило, по которому мы расставляли правильные ответы. Более правильно использовать реальные данные, которые были искажены в результате прохождения через среду распространения и создать условия, когда для каждого примера известна метка: шум или сигнал. Таким образом, нейронной сети придется выучить модель шума, по размеченным данным.

Было определено, что из себя представляют данные - бит полезной информации, который кодируется M-последовательностью из 1023 бит.

Была разработана следующая схема эксперимента рис. 1, которая позволит сделать первичные выводы о работоспособности нейронной сети в качестве классификатора принятого сигнала.

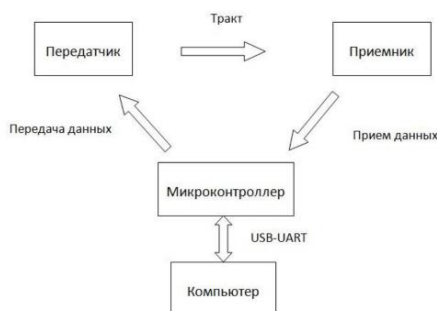


Рисунок 1 – Схема эксперимента

Приемником и передатчиком управляет один микроконтроллер. Это позволяет легко синхронизировать эти два устройства. Для тренировки нейронной сети был сформирован набор данных, при разных условиях (тысяча M-последовательностей длиной 1023 бита):

1. Антенны расположены друг напротив друга и разнесены на 5 сантиметров, передача ведётся;
2. Аналогичные условия первым, однако передача не ведётся, принимается фоновый шум;
3. Антенны приёмника и передатчика помещены внутрь металлизированной банки (условие многократного переотражения).

На текущий момент анализатор уровня помех в канале распространения сигнала не был реализован, и его разработка является важной частью дальнейших исследований.

Далее были получены экспериментальные данные, содержащих наборы последовательностей: переданную, принятую и метку, полученную на основе устройства синхронизации (микроконтроллера). В качестве негативных примеров для обучения (пример шума) была использована запись входа приемника в отсутствие передачи.

Нейронная сеть, схема которой изображена на рис. 2, показала 99-процентную точность на тестовой выборке для разных условий передачи.

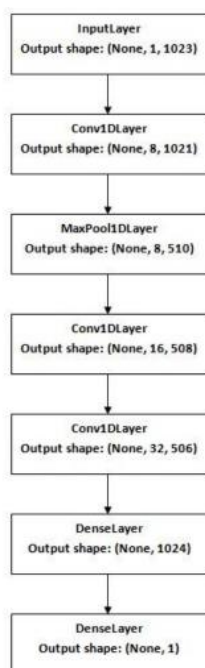


Рисунок 2 - Архитектура нейронной сети

Подобный выбор архитектуры нейронной сети обусловлен степенью влияния соседних битов сигнала друг на друга. Даже в тех случаях, когда коррелятор не мог справиться с рас-

познаванием сигнала, нейронная сеть показывала положительный результат. Однако, в силу того, что метки были получены в отсутствие анализа уровня помех в среде, у нейронной сети высок процент ложных срабатываний при подаче на вход случайных сигналов (взятых не из тракта). Это объясняется тем, что в случае обучения нейронной сети на зашумленных данных, нейронная сеть учится аппроксимировать разделяющую поверхность по данным, содержащим ошибочную разметку. Таким образом, сеть учит не только правило, по которому необходимо размечать примеры, но и распределение ошибочно выставленных ответов. Очевидно, что на этапе предсказания такая сеть будет работать с ошибкой в соответствии с распределением ошибочно размеченных данных, предложенных ей на этапе обучения.

Заключение. В данной работе была разработана схема для получения данных, которые используются для обучения нейронной сети. Первичные результаты говорят о том, что коррелятор может быть аппроксимирован нейронной сетью, а также, что нейронная сеть способна обучаться по предложенным ей данным. Отсюда следует, что нейронная сеть в сложных условиях приема сигнала может быть потенциально лучше, чем коррелятор, потому что она представляет класс функций, более широкий, чем класс, содержащий только корреляционную функцию. Применение нейронных сетей затрудняется процессом их обучения, для чего нужно иметь метки для принятых последовательностей. При возможности уверенного получения таких меток для различных условий распространения, нейронные сети позволят строить радиоэлектронные системы, способные подстраиваться к различным помехам в канале распространения

Список литературы

1. Barker R.H. Group synchronizing of binary digital sequences // *Communication theory*, Butterworth, London, 1953, pp. 273-287.
2. *Digital Design and Computer Architecture*. 2nd Edition. David Harris Sarah Harris, ISBN: 9780123978165, Paperback ISBN: 9780123944245, Imprint: Morgan Kaufmann, Published Date: 24th July 2012, 712 p.
3. Forney G. Generalized minimum distance decoding // *IEEE Transactions on Information Theory*. 1966. Vol. 12, no. 2, pp. 125-131.
4. Rüschemdorf L. The Wasserstein distance and approximation theorems // *Zeitschrift für Wahrscheinlichkeitstheorie und verwandte Gebiete*. 1985. Vol. 70, no. 1, pp. 117-129.
5. Welch L. Lower bounds on the maximum cross correlation of signals // *IEEE Transactions on Information theory*. 1974. Vol. 20, no. 3, pp. 397-399.
6. Amari S. Backpropagation and stochastic gradient descent method // *Neurocomputing*. 1993. Vol. 5, no. 4-5, pp. 185-196.
7. Воронцов К.В. Математические методы обучения по прецедентам (теория обучения машин). URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/6/6d/Voron-ML-1>
8. Chen T., Chen H. Universal approximation to nonlinear operators by neural networks with arbitrary activation functions and its application to dynamical systems // *IEEE Transactions on Neural Networks*. 1995. Vol. 6, no. 4, pp. 911-917.
9. Гураков М.А., Кривonosов Е.О., Костюченко Е.Ю. Показатели качества систем распознавания пользователей по динамике подписи на основе наивного классификатора Байеса и нейронной сети // *Труды МАИ*. 2016. № 86. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=67851>
10. Ефимов Е.Н., Шевзунов Т.Я. Формирование оценки направления прихода сигнала с использованием искусственных нейронных сетей // *Труды МАИ*. 2015. № 82. URL: <http://trudymai.ru/published.php?ID=58786>

UDC 621.3.049.77–048.24:537.2

DIGITAL SIGNAL PROCESSING AND MACHINE LEARNING

Zaluzhny D. V., Harko V. V.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus (style T-institution)

N. M. Bruy-Assistant of the Department of PIX

Annotation. The article is devoted to the problem of recognition of the received encoded sequences of radio signals. To improve the quality of signal recognition in an environment with general interference, it is proposed to use a neural network. It is assumed that the recognition quality will be better than with the traditional use of the autocorrelation function, since in the process of training the neural network is able to remember the features of interference in the communication channel, and, consequently, use the resulting model at the stage of signal classification. In this paper, we also present an experimental scheme that allows us to confirm this assumption.

Keywords. digital processing, machine learning, neural network, signals