

МЕТОД НЕЙРОСЕТЕВОГО ДЕКОДИРОВАНИЯ ЛИНЕЙНЫХ БЛОЧНЫХ КОДОВ

А. М. Драко

Кафедра информатики и веб-дизайна, Белорусский государственный технологический университет
Минск, Республика Беларусь
E-mail: arsen.drako@gmail.com

В помехоустойчивом кодировании существует множество методов декодирования. Однако до сих пор нет универсальных способов для декодирования данных. Развитие нейронных сетей дает возможность вплотную приблизиться к единому методу декодирования, при этом не уступая по основным показателям классическим методам. В докладе рассмотрена методология декодирования блочных кодов с использованием нейронных сетей.

ВВЕДЕНИЕ

Помехоустойчивое кодирование сегодня является неотъемлемой частью процесса передачи информации, значимость которого в современном информационном обществе трудно переоценить. При этом необходимо отметить, что именно декодер играет ключевую роль в исправлении ошибок. Именно скорость декодирования и способность к обнаружению и исправлению ошибок определяет качество того или иного метода декодирования. Для декодера оно так же определится и сложностью реализации алгоритма декодирования. Идеальный декодер должен работать как универсальное средство с единым методом декодирования и отличаться высокой скоростью декодирования и уровнем обнаружения и исправления ошибок. В рамках диссертационной работы исследуется нетривиальный способ декодирования, а именно декодирование с использованием нейронных сетей. Данный метод отличается от четких математических методов, тем что система не делает «прямых» вычислений при декодировании, а пытается «по памяти» получить из полученного сообщения исходное.

I. ОСНОВНАЯ ИДЕЯ МЕТОДА ДЕКОДИРОВАНИЯ

Как уже было сказано нейронная сеть не вычисляет исходное сообщение, а скорее пытается «узнать» его. Человек обладает способностью читать предложение с ошибками, а также исправлять их, путем тренировки нейронов мозга на запоминание и дальнейшее распознавание (классификацию) полученных паттернов. С появлением идеи нейронных сетей стало возможно обучить машину запоминать необходимый словарь (например исходное сообщение) и распознавать в полученном сообщении исходное. При содержании в переданном сообщении ошибки замена исходным сообщением исправит ошибку. Однако нельзя просто передать исходящее сообщение и надеяться, что машина поймет его правильно, как человеку так и машине нужен контекст. Именно этим контекстом является избыточные символы при кодировании.

II. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Нейронные сети на данный момент могут решать ряд задач. Для декодирования наиболее интересна возможность решения задачи классификации, которая состоит в определении принадлежности входного образа (например, языкового сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, к одному или нескольким предварительно определенным классам. Как правило, нейронные сети оказываются наиболее эффективным способом классификации, потому что генерируют фактически большое число регрессионных моделей (которые используются в решении задач классификации статистическими методами).

Использование нейронных сетей на практике сводится к решению ряда задач. Заранее не известно, какой сложности (размера) может потребоваться сеть для достаточно точной реализации отображения. Эта сложность может оказаться чрезмерно высокой, что потребует сложной архитектуры сетей. В работе [2] доказано, что простейшие однослойные нейронные сети способны решать только линейно разделимые задачи. Это ограничение преодолимо при использовании многослойных нейронных сетей. В общем виде можно сказать, что в сети с одним скрытым слоем вектор, соответствующий входному образцу, преобразуется скрытым слоем в некоторое новое пространство, которое может иметь другую размерность, а затем гиперплоскости, соответствующие нейронам выходного слоя, разделяют его на классы. Таким образом, сеть распознает не только характеристики исходных данных, но и «характеристики характеристик», сформированные скрытым слоем. Последнее и позволяет найти корреляционные зависимости между информационными и избыточными символами сообщения. Что дает возможность нейронной системе узнать исходное сообщение и тем самым исправить ошибки. Так же при наличии большого числа классов возникает проблема связанная с представлением данных для выхода сети. Наиболее простым способом представления выходных данных в таком случае является вектор, компо-

ненты которого соответствуют различным номерам классов. При этом i -я компонента вектора соответствует j -му классу. Все остальные компоненты при этом устанавливаются в нуль. Однако тогда число выходов будет соответствовать числу классов и тем самым сильно увеличить сложность сети. В реальных системах передачи данных редко применяются коды с малой длиной кодового слова. Исходя из этого предлагается использовать выходной вектор представляющий собой номер кластера, записанный в двоичной форме. Тогда при наличии ста двадцати восьми классов потребуется вектор из восьми элементов. Данный вариант будет более простым для реализации, однако теоретически уменьшит способность сети к распознаванию исходного сообщения.

При классификации большее значение имеет выбор данных. Так, для блочных кодов исходными данными являются кодовая последовательность, переданное сообщение. Для декодирования целесообразно использовать переданное сообщение как входные данные. На выходном слое будет в зависимости от представления данных указатель на номер класса, который укажет, какая кодовая последовательность была изначально передана или же сама кодовая последовательность. Как уже было сказано в предисловии в данном декодере будет использоваться «тренировка», а именно обучение с примерами. Входному слою содержащему кодовую последовательность ставится в соответствие представление класса, соответствующее исходному сообщению.

III. ПРИМЕР НЕЙРОННОГО ДЕКОДЕРА

Топологию сети приведем на примере кода Хэмминга (7,4). Именно код Хэмминга считается наиболее удобным для демонстрации работы нейронных декодеров, поэтому он используется во всех основных работах по данной тематике [3]. Кодовая последовательность подается на семь элементов на входном слое. Скрытый слой также состоит из семи элементов, связанных рекуррентно, для получения корреляции между символами переданного сообщения. При этом информационных символов всего четыре, что соответственно дает шестнадцать вариаций кодовых последовательностей или классов для сети. В соответствии с этим используется либо шестнадцать элементов выходного слоя, либо четыре в зависимости от применяемого кодирования классов. В данном примере применяется сеть Гелленбе, так как она лучше всего соответствует задаче неявной классификации. В данной сети обучение происходит методом градиентного спуска с минимизацией среднего количества неправильных классификаций. Схема данной сети показана на рис. 1. Необходимо отметить, что обучение не требуется при дальнейшей работе декодера,

а только служит для первоначальной настройки сети.

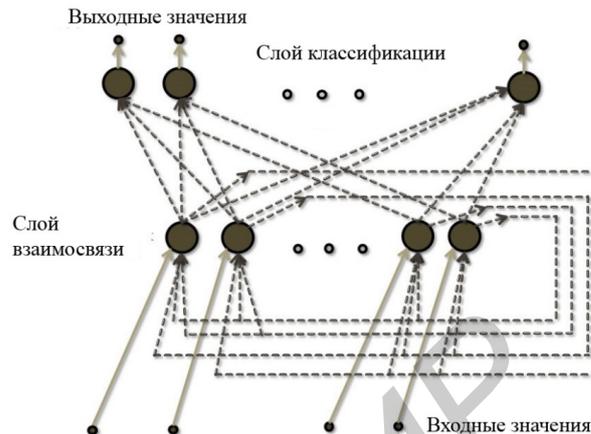


Рис. 1 – Схема нейронной сети для декодера Хэмминга (7,4)

Данный декодер на базе кода Хэмминга и нейронной сети показывает результаты декодирования сравнимым и лишь немного уступающие «мягкому» декодеру кода Хэмминга, что доказывает успешность применения нейронных сетей для блочных кодов.

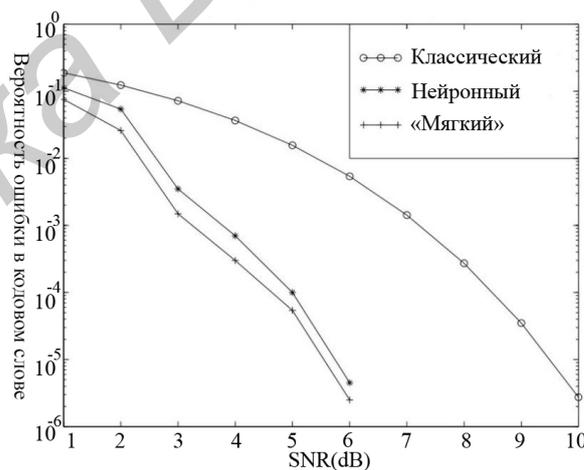


Рис. 2 – График зависимости вероятности ошибки после декодирования от уровня шума в канале (7,4)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При использовании нейронных сетей в перспективе можно получить универсальный метод декодирования линейных блочных кодов. Предложенный метод также обладает хорошими показателями с точки зрения обнаружения и исправления ошибок.

1. Zeng G., Hush D., Ahmed N. An application of neural net in decoding error-correcting codes // IEEE International Symposium on Circuits and Systems. – 1989. – Vol. 1. – P. 782–785.
2. Minsky M. L., Papert S. Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry. Cambridge // MA: MIT Press. – 1969. – 258 p.
3. Stefano A. D., Cataldo G. D., Palumbo G. On the use of neural networks for hamming coding // IEEE International Symposium on Circuits and Systems. – 1991. – Vol. 3. – P. 1601–1604.