

КОМПЛЕКСНОЕ КАНАЛЬНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ДЛЯ ДЕКОДИРОВАНИЯ ШИРОКОПОЛОСНОГО СИГНАЛА КВАНТОВЫМИ НЕЙРОНАМИ¹

С.В. Артыщенко, П.А. Головинский

Предложено канальное представление данных для декодирования широкополосного сигнала. В основу развиваемого подхода положено нелинейное отображение, увеличивающее размерность данных и расстояние между образами. Окончательное распознавание сигналов осуществляется с помощью квантовых нейронов в параллельной схеме. Показана эффективность алгоритма декодирования сигнала на фоне белого шума.

Ключевые слова: широкополосный сигнал, декодирование, канальное представление, квантовый нейрон, белый шум.

ВВЕДЕНИЕ

Одним из наиболее действенных современных инструментов связи являются беспроводные сети, которые находят все более широкое применение не только в системах передачи голосовой информации, но и во все возрастающих масштабах для передачи данных и видеоинформации. Это требует высоких скоростей и хорошего качества конечного сигнала информационных систем. Еще большую роль многоканальные высокоскоростные информационные системы, защищенные от помех, играют в автоматизированном управлении удаленными объектами.

Наиболее привлекательным направлением в этой области является применение технологии CDMA (Code Division Multiple Access — множественный доступ с кодовым разделением) в различных модификациях [1]. В системах CDMA несколько пользователей могут одновременно передавать информацию по одному каналу, используя помехоустойчивое кодирование. Для приема сигнала обычно применяются детекторы, содержащие набор фильтров для разных кодов [2]. Однако при большом числе активных пользователей возникает взаимное влияние одновременно передаваемых сигналов. Это накладывает существенные ог-

раничения на объем передаваемой информации, которая может быть выделена приемником. Данная проблема эффективно решается путем применения ортогональных кодов. В процессе распространения сигнала ортогональность нарушается, и требуется произвести наиболее вероятное декодирование, которое теоретически осуществимо методом наибольшего правдоподобия Витерби [3]. Однако вычислительные сложности растут экспоненциально с ростом числа пользователей, и метод становится практически неприменимым для значительного числа абонентов.

В связи с этим существенное развитие получили методы, основанные на применении искусственных нейронных сетей [4]. Для решения задачи декодирования применялись многослойные персептроны с обучением методом обратного распространения ошибки, нейронные сети радиальных базисных функций, динамические сети Хопфилда и самоорганизующиеся карты Кохонена [5]. Для снижения воздействия шумов предложена модификация сетей Хопфилда с пороговым возбуждением [6]. Несмотря на достигнутые успехи, применяемые при детектировании широкополосных сигналов алгоритмы обучения и работы искусственных нейронных сетей все еще ведут к существенным затратам компьютерного времени [7], снижающим скорость передачи информации. Еще более жесткие требования к быстродействию предъявляют оптические системы связи [8]. Поэтому представляет интерес развитие технологий, обеспечивающих повышенное быстродействие и

¹ Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты № 11-07-00155-а, 13-07-00270) и ГЗ Минобрнауки РФ № 2014/19-2881.



улучшенные характеристики распознавания. В настоящей работе предлагается новая схема распознавания широкополосных сигналов, основанная на комплексном многоканальном кодировании [9] и квантовых нейронах для систем связи при синхронизованном доступе.

1. МОДЕЛЬ СИГНАЛА С ОРТОГОНАЛЬНЫМИ КОДАМИ

Множественный доступ в технологии CDMA основан на ортогональных дробящих кодах [10]. Это позволяет выделять в приемнике нужный сигнал на фоне сигналов, поступающих от всех остальных пользователей. У каждого k -го пользователя имеется свой специфический индивидуальный широкополосный сигнал $s_k(t)$, называемый сигнатурой. Каждая сигнатура составляется из специфической последовательности элементарных импульсов $s_0(t - n\tau)$, состоящей из N одинаковых импульсов, разнесенных по времени t на одинаковые интервалы τ и взятых с разными весами дробящего кода c_n^k . Подбор весов таков, что обеспечивает ортогональность кодов

$$\sum_{n=1}^N c_n^k c_n^j = \delta_{kj},$$

где δ_{kj} — символ Кронекера. Сигнал k -го отправителя представляет собой последовательность значений b_m^k , $m = 1, 2, \dots, M$, M — полная длина сообщения. Сигнал сообщения создается амплитудной модуляцией сигнатур, и его можно представить в виде произведения $b_m^k c_n^k$. Сигнал от всех K пользователей принимает вид суммы

$$t_{mn} = \sum_{l=1}^K b_m^l c_n^l + n_{mn},$$

где слагаемое n_{mn} учитывает искажения сигнала в процессе распространения в виде аддитивного шума. Сообщение для k -го пользователя можно восстановить, вычисляя скалярное произведение

$$\sum_{n=1}^N t_{mn} c_n^{k_1} = \sum_{n=1}^N \left(\sum_{l=1}^K b_m^l c_n^l c_n^k + n_{mn} c_n^k \right) = b_m^k + n_m^k.$$

Таким образом, задача декодирования сводится к выделению вектора сообщения на фоне шума. Поскольку уровень шума может быть достаточно большим, то простое проектирование сигнала на ортогональный базис сигнатур не гарантирует уверенного приема, и здесь требуется применение более тонких методов, включая искусственные нейронные сети [11], которые позволяют более уверенно разделять близкие образы.

2. КАНАЛЬНОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ДЛЯ МНОГОЗНАЧНЫХ ОТОБРАЖЕНИЙ

Двойственность восприятия — это известная проблема, возникающая при обучении на неполных или смазанных значениях данных. Она также возникает, когда при отображении отсутствует взаимно однозначное соответствие между входами и выходами. В общем случае двойственность восприятия возникает, если имеются два действительных обучающих набора параметров (x_m, y_m) и (x_n, y_n) , для которых входы $x_m, x_n \in X$ почти одинаковы, а ожидаемые значения выходов $y_m, y_n \in Y$ различны. Обучение однозначному отображению $X \rightarrow Y$ в таких условиях невозможно. Например, если значения y_m и y_n приводят к повороту механического устройства соответственно влево или вправо, то подобная ситуация двойственности служит индикатором катастрофы в управлении. Непосредственно для каналов связи это означает прием ошибочного сигнала или его фрагмента. Для решения такой задачи предложено изначально строить многозначное отображение $X \rightarrow Y$, для которого одному входному состоянию x_n соответствует набор выходов y_n [9]. При этом проблема выбора между состояниями y_n решается в форме отдельной процедуры.

Для построения многозначного отображения применяют канальное представление x_n и y_n в виде J нелинейных отображений $\text{enc}_j(x)$:

$$u_{jn} = \text{enc}_j(y_n), \quad a_{jn} = \text{enc}_j(x_n).$$

Суть канального представления заключается в использовании совокупности локализованных нелинейных отображений, имеющих сильно перекрывающиеся области определения. Согласно теореме Ковера [12] нелинейное преобразование сложной задачи по классификации образов в пространство большей размерности повышает вероятность линейной разделимости множеств, т. е. улучшает возможности правильного распознавания.

Аналогично нелинейное отображение может использоваться для преобразования сложной задачи нелинейной аппроксимации в более простую линейную задачу. Если взять определенное значение входного параметра, то оно отобразится в некоторый набор чисел в канальном представлении, которое является разреженным, т. е. большинство значений в нем нулевые. Исходно близкие векторы отобразятся по-разному, что можно использовать для классификации отклика при многозначных входных данных, а также найти линейное отображение $u = Ca$, где $u = (u_1, u_2, \dots, u_N)^T$, $a = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$, т. е. определить матрицу C , наилучшим образом устанавливающую соответствие

между комплексными векторами a и u . Канальная обработка данных дает возможность представлять и однозначные, и многозначные величины единым образом [13]. Для определения матрицы C может быть применен метод наименьших квадратов на обучающей выборке: $\min_c \|u - Ca\|^2$.

Таким образом, нелинейное преобразование данных в пространство большой размерности позволяет построить линейную модель связей в этом новом пространстве.

Для канального представления удобно использовать отображение действительных входных параметров x с помощью комплексных функций

$$a_j = \exp(i\omega(x + jT)), \quad (1)$$

где действительный параметр T определяет относительный сдвиг каналов [14], $j = 1, \dots, J$, J — число перекрывающихся каналов, используемых для представления одного действительного числового значения, ω — масштабный множитель, определяющий плотность перекрывающихся каналов. Для масштаба аргумента, при котором $\omega = 1$, восстановление функции по канальным представлениям основывается на простом соотношении

$$\sum_{j=1}^J \exp[i(x + jT)] \exp(-ijT) = J e^{ix},$$

в котором произведено суммирование по каналам. Тогда

$$ix = \ln \left(\sum_{j=1}^J a_j \exp(-ijT) / J \right) + 2\pi l,$$

где l — целое число, определяемое интервалом $[2\pi l, 2\pi(l + 1)]$, в котором находится исходное значение x . После преобразования функций (1) распознавание сигнала естественным образом реализуется с помощью квантовых нейронов [15].

3. РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ КВАНТОВЫМ НЕЙРОНОМ

Рассмотрим процедуру распознавания образов с помощью квантовых нейронов [16]. Суть модели квантового нейрона состоит в использовании в качестве аргумента функции активации эрмитова произведения комплексных векторов, представляющих входные данные. В простейшем случае, которым достаточно ограничиться в рассматриваемой задаче, сама функция активации линейная. Выделенные параметры после канального представления образуют набор комплексных чисел $a = \{a_m\}$, $m = 1, 2, \dots, N$. Для определения близости векторов могут быть взяты разные типы метрик. Расстояние между двумя комплексными векторами a и d в эрмитовом пространстве определяется

как $\|a - d\| = \sqrt{\sum_{m=1}^N (a_m^* - d_m^*)(a_m - d_m)}$. Такой же

способ определения расстояния, но уже в гильбертовом пространстве, применяется в квантовой механике, что позволяет развивать соответствующие когерентные наноструктурные реализации [17]. Для нормированных векторов ($\|a\| = 1$, $\|d\| = 1$) их близость эквивалентна условию $(a, d) \rightarrow 1$.

Для сравнения двух образов a и d выполним последовательно два преобразования — сначала к системе центра масс, а затем осуществим нормировку так, чтобы максимальный модуль комплексных компонент был равен единице:

$$a_m^{(1)} = a_m - \sum_{j=1}^J a_j / n, \quad a_m^{(2)} = a_m^{(1)} / \max_j |a_j^{(1)}|,$$

$$d_m^{(1)} = d_m - \sum_{j=1}^J d_j / n, \quad d_m^{(2)} = d_m^{(1)} / \max_j |d_j^{(1)}|. \quad (2)$$

Пусть имеется эталонный образ d и близкий образ a , предлагаемый для сравнения. После выполнения преобразований (2) они могут существенно отличаться лишь углом поворота на комплексной плоскости. Для близких d и a существует действительное значение χ , при котором

$$\left| \sum_{j=1}^N (a_j^* d_j e^{i\chi} - a_j^* a_j) \right| < \varepsilon, \quad (3)$$

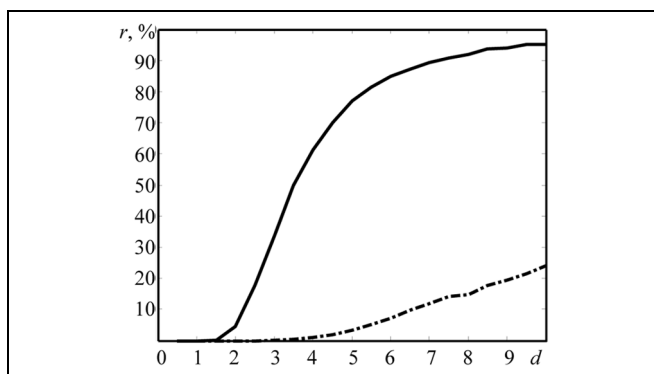
и вектор a с заданной точностью $\varepsilon > 0$ совпадает с эталоном. Тем самым квантовый нейрон, осуществляющий процедуру сравнения, обеспечивает техническую реализацию распознавания образов. Число одновременно распознаваемых образов равно числу параллельных нейронов.

4. РЕАЛИЗАЦИЯ ДЕКОДИРОВАНИЯ

Продемонстрируем работу рассмотренного алгоритма на относительно простом примере распознавания синхронизованного сигнала. Выберем двойное ортогональное кодирование функциями Уолша как для прямого расширения спектра, так и для кодирования передаваемого сигнала и рассмотрим локальную систему связи, рассчитанную на восемь пользователей. Базисные функции задаются строками матрицы Адамара

$$\mathbf{H}_8 = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_4 & \mathbf{H}_4 \\ \mathbf{H}_4 & -\mathbf{H}_4 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix}.$$

Проектирование на сигнатуру выделяет приближенное значение бинарного восьмибитового сигнала b^k , распределенного на каждого пользователя. Для улучшения разрешения полученные веса подвергаются канальному преобразованию, и затем полученное комплексное векторное представление сравнивается с эталонами, подвергнутыми



Зависимость доли ошибок r от уровня шума с максимальным искажением

такому же преобразованию, по критерию (3), с помощью квантового нейрона.

Для проверки эффективности метода выполнено численное моделирование распознавания сигнала на фоне белого шума n_{nm} . Амплитуда сигналов в отдельном канале взята нормированной на единицу. Для моделирования белого шума использовался массив случайных чисел с равномерным распределением в интервале от $-d$ до d . Канальное представление тестировалось для отображения (1) с разными параметрами. Наилучшие результаты были получены для трехзначного ($J = 3$) отображения с $\omega = \pi/6$, $T = 1$. Для компьютерного моделирования достаточно компьютера с процессором Intel 2,7 ГГц и оперативной памятью 2 Гб. На рисунке показаны результаты моделирования распознавания сигнала в среде MATLAB R2013b методом Монте-Карло при случайной выборке объемом 10^4 для каждого уровня шума d . Дальнейшее увеличение размера выборки практически не влияет на результаты моделирования, но сказывается на времени работы программы. Сплошная линия показывает процент ошибок декодирования сигнала путем двойного ортогонального проектирования. Штрих-пунктирная линия следует зависимости для ошибок детектирования при канальном комплексном представлении и финальном распознавании комплексным нейроном. Сравнение этих двух зависимостей показывает значительное повышение надежности детектирования широкополосного сигнала посредством новой схемы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенный метод комплексного канального представления данных позволяет увеличить способность принимающего устройства надежно распознавать широкополосные сигналы с ортогональным кодированием. Промежуточное канальное представление и квантовые нейроны с комплексными параметрами обеспечивают быстрое де-

тектирование на основе параллельной обработки данных. Дополнительное достоинство предлагаемой технологии состоит в возможности ее реализации с помощью как квантовых, так и оптических вычислительных элементов, что делает ее перспективной для широкополосных линий оптической связи на основе оптического волокна или атмосферного распространения лазерных импульсов. Вопрос об оптимальности выбора параметров нелинейного канального представления пока остается открытым и требует дальнейших исследований.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Инамов В.* Широкополосные системы и кодовое разделение сигналов. — М.: Техносфера, 2005. — 488 с.
2. *Isik Y., Taspinar N.* The multi-user detection in code division multiple access with adaptive neuro-fuzzy inference system // Journal of Inf. Science and Eng. — 2006. — Vol. 22. — P. 1529–1542.
3. *Verdu S.* Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels // IEEE Trans. of Information Theory. — 1986. — Vol. 32. — P. 85–96.
4. *Aazhang B., Paris B.P., Orsak G.C.* Neural network for multi-user detection in code-division multiple access communications // IEEE Trans. on Communications. — 1992. — Vol. 40. — P. 1212–1222.
5. *Attia A., Abbas M.A.* A comparative study of three different topologies of neural network-based multiuser detectors of WCDMA signals // AIML Journal. — 2006. — Vol. 6. — P. 61–66.
6. *Астапенко В.А., Ахенбах Ю.А., Головинский П.А.* Формирование карты конкурентоспособности при взаимодействии сети нейронов // Системы управления и информационные технологии. — 2012. — № 2 (48). — С. 34–39.
7. *Abedi A.* Signal detection in passive wireless sensor networks based on back-propagation neural networks // IET Wirel. Sens. Syst. — 2011. — Vol. 1. — P. 48–54.
8. *Kwon H.M.* Optical orthogonal code-division multiple access systems. Part I: ADP noise and thermal noise // IEEE Trans. on Communications. — 1994. — Vol. 42. — P. 2470–2479.
9. *Aizenberg I.* Complex-Valued Neural Networks with Multi-Valued Neurons. — Berlin: Springer-Verlag, 2011. — 262 p.
10. *Луенбергер Д.* Информатика. — М.: Техносфера, 2008. — 448 с.
11. *Chia-Hsin Cheng, Cuo-Jun Wen, Yung-Fa Huang.* Hopfield neural network for UWB multiuser neural detection // WSEAS Trans. Communications. — 2009. — Vol. 8. — P. 578–587.
12. *Cover T.M.* Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition // IEEE Trans. on Electronic Computers. — 1964. — Vol. EC-14. — P. 326–334.
13. *Granlund G.H.* The complexity of vision // Signal Processing. — 1999. — Vol. 74 (1). — P. 1001–1026.
14. *Forssén P.-E.* Low and medium level vision using channel representation / Dissertation № 858. — Linköping: Linköping University, 2004. — 151 p.
15. *Головинский П.А.* Когерентный нейрон и распознавание образов // Проблемы управления. — 2006. — № 5. — С. 86–88.
16. *Астапенко В.А., Головинский П.А.* Нейронные сети с квантовой интерференцией // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2012. — № 4. — С. 3–12.
17. *Golovinski P.A.* Control of excitation transfer in quantum dots by the Stark effect // arXiv, 1305.7507. — 2013. — P. 1–8.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.Г. Лебедевым.

Артышенко Степан Владимирович — канд. физ.-мат. наук, доцент, ✉ art.stepan@mail.ru,

Головинский Павел Абрамович — д-р физ.-мат. наук, профессор, ✉ golovinski@bk.ru,

Воронежский государственный архитектурно-строительный университет.