УДК 621.391.037.3

Н.А. Пчелин, М.А.Я. Дамдам, А.С.А. Ал-Месри, А.А. Брынза

ПАРАДИГМА НЕЙРОСЕТЕВОГО ДЕКОДИРОВАНИЯ НЕДВОИЧНЫХ ИЗБЫТОЧНЫХ КОДОВ

Пчелин Никита Александрович, кандидат технических наук, окончил Ульяновское высшее военное командное училище связи, аспирантуру Ульяновского государственного технического университета, главный конструктор ФНПЦ АО «НПО «Марс». Имеет публикации и патенты РФ в области помехоустойчивого кодирования. [e-mail: pna3@yandex.ru].

Дамдам Мохаммед А.Я., аспирант кафедры «Телекоммуникации» УлГТУ по направлению «Информатика и вычислительная техника», окончил УлГТУ. Имеет публикации в области помехоустойчивого кодирования и защиты информации. [e-mail: dam_love@mail.ru].

Ал-Месри Али С.А., аспирант кафедры «Телекоммуникации» УлГТУ по направлению «Информатика и вычислительная техника», окончил УлГТУ. Имеет публикации в области помехоустойчивого кодирования и защиты информации. [e-mail: ali_almassry@mail.ru].

Брынза Александр Александрович, студент магистратуры кафедры «Телекоммуникации» УлГТУ по направлению «Инфокоммуникационные технологии и системы связи». Имеет публикации в области помехоустойчивого кодирования и защиты информации. [e-mail: abrynza73@gmail.com].

Аннотация

Применение средств помехоустойчивого кодирования в современных системах связи остается единственным средством повышения энергетической эффективности таких систем. Указанный параметр имеет тенденцию к росту в условиях, когда приемник системы связи способен исправлять ошибки большой кратности. При этом имеющийся опыт использования различных методов в декодировании принятых данных для достижения подобной цели в формате алгебраических или итеративных процедур не дает заметного эффекта и приводит к большим временным затратам и экспоненциальному росту сложности реализации процессора декодера. Причиной такого положения является пассивная позиция приемника, который при обработке каждого кодового вектора остается фиксатором картины, произошедшей в канале связи, и в общем случае за счет составления системы линейных уравнений и последующего ее решения пытается выявить вектор ошибок. Некоторое исключение составляют системы перестановочного декодирования, которые за счет селекции и использования надежных символов из числа принятых на приеме моделируют работу своего передатчика и сравнивают полученный (практически безошибочный) результат такого кодирования с принятой комбинацией [1, 2]. Исследования показали, что с ростом влияния деструктивных факторов подобные методы оказываются малоэффективны.

Возникает естественный вопрос: способны ли современные решения в нейросетевых технологиях улучшить характеристики систем распознавания кодовых векторов с целью получения приемлемых затрат машинного времени, чтобы добиться повышения энергетических характеристик систем связи.

Ключевые слова: нейронные сети, избыточные коды, кластер, распознавание образов.

doi: 10.35752/1991-2927-2021-1-63-74-81

THE PARADIGM OF NEURAL NETWORK DECODING OF NON-BINARY REDUNDANT CODES

Nikita Aleksadrovich Pchelin, Candidate of Sciences in Engineering; graduated from the Ulyanovsk Higher Military Command School of Communications; completed his postgraduate studies at Ulyanovsk State Technical University; Chief Designer at Federal Research and Production Center Joint-Stock Company 'Research-and-Production Association 'Mars'; an author of articles and RF patents in the field of error-correcting coding. e-mail: pna3@yandex.ru.

Mohammed A. Y. Damdam, Postgraduate Student of the Department of Telecommunications of Ulyanovsk State Technical University majoring in Informatics and Computer Engineering; graduated from UISTU; an author of publications in the field of error-correcting coding and information protection. e-mail: dam_love@mail.ru.

Ali S.A. Al-Mesri, Postgraduate Student of the Department of Telecommunications of Ulyanovsk State Technical University majoring in Informatics and Computer Engineering; graduated from UISTU; an author of publications in the field of error-correcting coding and information protection. e-mail: ali_almassry@mail.ru.

Aleksandr Aleksandrovich Brynza, Master's Student at the Department of Telecommunications of Ulyanovsk State Technical University majoring in Infocommunication Technologies and Communication Systems; an author of publications in the field of error-correcting coding and information protection. e-mail: abrynza73@gmail.com.

Abstract

The use of noise-tolerant coding in modern communication systems remains the only means of increasing the efficient energy of such systems. This parameter tends to increase in conditions when the receiver of the communication system is able to correct errors of a large multiplicity. At the same time, the existing experience of using various methods for decoding the received data to achieve such a goal in the format of algebraic or iterative procedures does not give a noticeable effect and leads to a large time cost and an exponential increase in the complexity of implementing the decoder processor. The reason for this situation is the passive position of the receiver, which, when processing each code vector, remains a fixator of the picture that occurred in the communication channel and, in general, by compiling a system of linear equations and then solving it, tries to identify the error vector. Some exceptions are permutation decoding systems, which, by selecting and using reliable characters from the number received at the reception, simulate the operation of their transmitter and compare the received (almost error-free) result of such encoding with the received combination [1, 2]. With the growing influence of destructive factors, such methods are ineffective.

A natural question arises: are modern solutions in neural network technologies capable of improving the characteristics of code vector recognition systems in order to obtain acceptable machine time costs in order to achieve an increase in the energy characteristics of communication systems.

Keywords: neural networks, redundant codes, cluster, pattern recognition.

ВВЕДЕНИЕ

Считается, что семидесятые годы прошлого столетия стали временем расцвета систем, основанных на знаниях, которые до сих пор являются важной частью науки об экспертных системах [3]. К концу этого периода в научной среде закрепились выражения «нейронные сети» и «искусственный интеллект», которые с позиций здравого смысла и выверенной временем научной терминологии точнее называть системами «машинного обучения». Именно в этот период появляется большинство архитектур в формате сверточных сетей, автокодировщиков и рекуррентных сетей. Научные разработки, связанные с машинным обучением, не обошли такую востребованную с практической точки зрения предметную область как помехоустойчивое кодирование. Современные научные работы в этом направлении раскрывают в основном методы нейросетевого декодирования двоичных линейных блочных кодов [4–8]. Однако актуальные направления развития общей теории связи, направленные на повышение спектральной эффективности большинства систем обмена данными, настоятельно диктуют использование в таких методах обработки цифровой информации недвоичных избыточных кодов, декодирование которых с точки зрения машинного обучения и практического применения в реальных системах не рассматривалось вообще. Решение

подобной задачи носит новаторский характер и несомненно будет способствовать интегральному повышению эффективности перспективных систем связи.

СУТЬ АРХИТЕКТУРЫ АВТОКОДИРОВЩИКА В СИСТЕМЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО БАЗИСА

Архитектура автокодировщика относится к одной из классических форм построения нейронных сетей. Она хорошо себя зарекомендовала в задачах извлечения признаков, когда нужно из сложных данных большой размерности выделить признаки, имеющие некий смысл, характерный для этой категории данных. В таких системах, как правило, осуществляется обучение без учителя [3]. Иначе говоря, задача заключается в том, чтобы из большого объема данных выявить закономерности, которые управляют этими данными, и как использовать эти закономерности для решения некоторой семантической задачи. Считается, что архитектура автокодировщика является наиболее простой и гибкой относительно других известных архитектур нейросетей. Она в наибольшей степени отвечает задаче повышения достоверности данных. Действительно, множество комбинаций практически значимого избыточного кода является большим, а в ходе обработки данных приемником в каждом отдельном случае требуется оценить всего один вектор из этого множества.

Задача обучения без учителя нейронными сетями решается достаточно трудно: неясно как определить функцию ошибки для задачи поиска требуемых признаков. Выход из этой ситуации оказался сравнительно простым. Сформулировать его можно так: задача обучения без учителя превращается в задачу обучения с учителем. Приемник сам придумывает для себя тестовые примеры с известными правильными ответами. При этом формирование концептуальной модели кодека выглядит так, что на вход нейронной сети подаются информационные кодовые векторы, которые обрабатываются кодером, и поскольку эти векторы не передаются по физическому каналу связи, то они практически не искажаются и их достоверность не будет вызывать особых сомнений. С позиций приемника их можно принять за эталонные ответы. По сути, реализуется функция обучения вида $f(x; \Theta) \approx x$, где Θ – параметры нейронной сети. Другими словами, если на вход нейросети подается информационная комбинация x_i , то на внутреннем скрытом слое нейросети автокодировщик кодирует эту последовательность в комбинацию избыточного кода, используя параметр Θ . В выходном слое нейросети получаем эталонный ответ $f(x_i; \Theta)$.

Пусть дан некоторый двоичный избыточный код с параметрами k и n , где k – число информационных разрядов, а n – число разрядов избыточного вектора. Поскольку $k < n$, то порождаемые ими множества комбинаций соотносятся как $\{q^k\} \ll \{q^n\}$, здесь q – основание кода. Это означает, что в реальной системе связи принятая комбинация $f(x_i; \Theta)$ должна сравниваться со всем множеством комбинаций из $\{q^n\}$, что с практической точки зрения нереально. Именно это обстоятельство привело к разработке многочисленных алгоритмов алгебраического декодирования двоичных кодов [9, 10], списочного декодирования [11], каскадного декодирования таких кодов [12], синдромного перестановочного декодирования [13], алгоритма Судана [14]. В основе всех перечисленных методов обработки данных лежит один принцип: выявить локаторы ошибок (их позиции среди двоичных символов в кодовом векторе) и только затем исправить эти ошибки. При этом для поиска локаторов ошибок требуется половина введенной в код избыточности, а вторая половина мощности кода используется уже для исправления ошибок. Указанные методики не подходят для реализации нейросетевого декодирования данных с использованием любой из перечисленных архитектур.

Возникает предложение представлять принятый вектор $f(x_i; \Theta)$ в содружестве с другими векторами, характеристики которых близки к принятому вектору и которые будут созданы в скрытом слое по известным для него параметрам Θ . Дружественные векторы создаются приемником, и позиция принятого вектора $f(x_i; \Theta)$ в подобном подмножестве известна. Если

она не совпадает с номинальной позицией, это означает, что при передаче вектора x_i по каналу связи произошли искажения, и такой ошибочный вектор может быть обозначен как x_i^e . Нет сомнения в том, что искаженный вектор на приеме $f(x_i^e; \Theta)$ в большей или меньшей степени будет выделяться в общей топологии векторов созвездия. При таком подходе реализуется, по сути, принцип машинного распознавания изображений, который достаточно эффективно работает именно с использованием нейронных сетей. Остается выяснить, каким образом выделить в принятом векторе $f(x_i^e; \Theta)$ существенные признаки. Для этого возможно применить два способа. Во-первых, целесообразно использовать принцип кластерного разбиения векторов [14]. Во-вторых, использовать этот принцип в сочетании с методом вариационного приближения к цели.

АЛГОРИТМЫ ФОРМИРОВАНИЯ КЛАСТЕРА

Анализ свойств двоичных кодов обычно рассматривается в расширенных двоичных полях Галуа. Полем называется коммутативное кольцо $(a + b = b + a)$ с единичным элементом относительно умножения (единичный мультипликативный элемент кольца), в котором каждый ненулевой элемент имеет мультипликативный обратный элемент (обратный по умножению). Последующие рассуждения проведем с использованием элементов поля $GF(2^3)$, над которым построим код Рида-Соломона (РС) с параметрами $k = 3$ и $n = 7$. Метрика Хэмминга такого кода $d_{\min} = n - k + 1 = 5$. Код (7, 3, 5) при использовании классических методов декодирования способен исправить две ошибки. Учитывая наличие обратных элементов, можно представить половину множества кодовых векторов в декартовой системе координат, тогда обратные им элементы будут отражаться как центральная симметрия второго порядка.

Вектор двоичного кода РС обычно представляется через примитивные элементы поля α . Тогда $\alpha^0 = 001_2$; $\alpha^1 = 010_2$; $\alpha^2 = 100_2$; $\alpha^3 = 011_2$; $\alpha^4 = 110_2$; $\alpha^5 = 111_2$; $\alpha^6 = 101_2$. Для отображения вектора в системе декартовых координат, его необходимо представить в двоичной форме, разбить на две части и заявить одну половину данных как координату x , а оставшуюся часть вектора как координату y . Например, один из векторов кода РС, выраженный через примитивный элемент, имеет вид: $\alpha^0 0 0 \alpha^4 \alpha^0 \alpha^4 \alpha^5$. Представим этот вектор в двоичной форме, тогда имеем: 001 000 000 110 001 110 111₂. Вектор содержит 21 бит. Для равенства порядка значений x и y выполним проверку всего вектора на четность, тогда каждая координата будет иметь по 11 бит. Принципиально последняя процедура не имеет решающего значения, и она может быть опущена. Тогда в декартовых координатах получаем $x = 259_{10}$ и $y = 239_{10}$. Теперь эта точка может быть нанесена на плоскость со своими

координатами. Учтем, что информационными разрядами для этого вектора явились значения $0\ 0\ \alpha^0$, а их обратное следование в избыточном векторе определяется структурой кодирующего регистра, поскольку в таком регистре данные от источника информации поступает справа налево и в канал связи первым поступает символ α^0 .

Зададимся целью собрать воедино все комбинации кода, у которых на первых двух позициях слева находятся нулевые значения. Эти комбинации приведены ниже, а в таблице на рисунке 1 показаны значения их декартовых координат и их общая конфигурация на плоскости.

0	0	0	0	0	0	0
α^0	0	0	α^4	α^0	α^4	α^5
α^1	0	0	α^5	α^1	α^5	α^6
α^2	0	0	α^6	α^2	α^6	α^0
α^3	0	0	α^0	α^3	α^0	α^1
α^4	0	0	α^1	α^4	α^1	α^2
α^5	0	0	α^2	α^5	α^2	α^3
α^6	0	0	α^3	α^6	α^3	α^4

Анализ структуры приведенного кластера позволяет утверждать, что в каждом проверочном разряде происходит циклический сдвиг последовательности элементов поля $GF(2^3)$, при этом каждый элемент в своем разряде встречается только один раз.

x_i	x	y
0 0 0	0	0
0 0 α^0	259	239
0 0 α^1	515	1402
0 0 α^2	1026	1619
0 0 α^3	768	1429
0 0 α^4	1537	809
0 0 α^5	1794	966
0 0 α^6	1281	1724

Таблица

Рис. 1. Структура кластера с индексом 0 0

В работе [15] было показано, что кластеризация пространства кодовых векторов обладает рядом особенностей, основными из которых являются:

- единство номеров кластера для всех его комбинаций (в нашем случае это значение 0 0);
- обязательное следование за номером кластера поля Галуа заданной степени расширения (в нашем примере за номером 0 0 следуют все элементы поля от значения 0 до значения α^6);
- для выполнения процедуры кластеризации могут быть выбраны любые позиции пространства кодовых комбинаций (не только первые две, как в примере, но и иные при условии, что за номером кластера следуют соответствующие элементы поля в полном объеме);
- в столбцах проверочных разрядов каждый элемент поля повторяется только один раз;
- для любого кластера существует его прототип, состоящий из обратных элементов.

С теоретической точки зрения это означает, что автокодировщик не должен «знать» все комбинации избыточного кода. Он способен их порождать по номеру кластера. Для этого скрытый слой, получив номер кластера, в параллельном режиме формирует соответствующие элементы поля Галуа и отправляет их на выходной слой, где формируется общий рисунок кластера. Вектор, который принят как $f(x_i^e; \Theta)$, окажется вне траектории кластера, что укажет на наличие ошибок, действовавших в канале связи при передаче комбинации. Найдем кластер с обратными элементами для кластера с номером 0 0.

0	α^5	α^5	α^3	0	α^3	α^2
α^0	α^5	α^5	α^6	α^0	α^6	α^3
α^1	α^5	α^5	α^2	α^1	α^2	α^0
α^2	α^5	α^5	α^4	α^2	α^4	α^6
α^3	α^5	α^5	α^1	α^3	α^1	α^4
α^4	α^5	α^5	α^0	α^4	α^0	0
α^5	α^5	α^5	α^5	α^5	α^5	α^5
α^6	α^5	α^5	0	α^6	0	α^1

Анализ второго примера показывает справедливость предположения о том, что каждый элемент поля повторяется в столбце только один раз. Этот признак может быть использован в системе нейросетевого декодирования для точной идентификации информационного вектора. Отсюда вытекает утверждение: если в составе одного из проверочных столбцов кластера имеется хотя бы два одинаковых элемента $\alpha^i \in GF(2^N)$, то это является признаком того, что в одном из этих векторов имеется ошибочное решение. Для точного определения ошибочного элемента потребуется дополнительное сравнение принятого вектора с идеальным кластером.

Результаты поиска траектории кластера из второго примера показаны на рисунке 2.

Противоположные элементы поля образуются за счет инверсии их двоичных образов. Так для элемента

x_i	x	y
$\alpha^5 \alpha^5 0$	253	1081
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^0$	510	1238
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^1$	766	323
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^2$	1279	618
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^3$	1021	428
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^4$	1788	1808
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^5$	2047	2047
$\alpha^5 \alpha^5 \alpha^6$	1532	645
Таблица		

Рис. 2. Структура кластера с индексом 5 5

$000 \rightarrow 0$ противоположным элементом в поле $GF(2^3)$ является элемент $111 \rightarrow \alpha^5$. Запишем это как $0 \leftrightarrow \alpha^5$. Легко проверить, что $\alpha^0 \leftrightarrow \alpha^4$, $\alpha^1 \leftrightarrow \alpha^6$ и $\alpha^2 \leftrightarrow \alpha^3$. Таким образом, кластер с номером 00 противоположен кластеру $\alpha^5 \alpha^5$ или $00 \leftrightarrow \alpha^5 \alpha^5$. Следуя этому правилу, можно вычислить все подмножество кластеров, на которые допустимо разбить множество векторов применяемого в системе связи избыточного кода. В этом случае поворот графика из рисунка 2 на 180° приводит к графику из рисунка 1. При этом координаты $x_{\max} = y_{\max} = 2047$ меняются на значения $x_{\min} = y_{\min} = 0$. В работе [15] установлено, что оптимальным значением для параметров k и n в смысле достижения максимальной энергетической эффективности системы связи является соотношение вида $n = 2k + 1$. В данном случае код РС (7, 3, 5) является наилучшим решением.

Общая структура точек только прямых элементов поля исследуемого кода РС показана на рисунке 3. Естественно, скрытому слою нейросети этот порядок элементов запоминать не нужно, поскольку каждый кластер порождается для нового принятого вектора заново. Принципиально при большом объеме памяти процессора приемника конфигурация всех кластеров может быть закреплена в специальной карте памяти после завершения процедуры обучения.

Рис. 3. Общая конфигурация прямых элементов кластеров кода РС

Если принятый вектор не искажен помехой, то соответствующая точка окажется на траектории, принадлежащей кластеру. Рассмотрим конфигурацию точек в системе траектории кластера при условии воздействия на передаваемый по каналу связи вектор помех. В общем случае помеха воздействует на произвольную часть такого вектора. Рассмотрим три части принятого вектора. Во-первых, символы, относящиеся к номеру кластера (на данном этапе анализа будем считать, что такие символы принимаются без искажений). Во-вторых, искажение может быть локализовано только на участке координаты x , как показано на рисунке 4а. В-третьих, помеха воздействовала только на участок координаты y , как показано на рисунке 4б. В любом из этих случаев нахождение истинного вектора не вызывает особых трудностей.

Становится понятным, что точка, находящаяся вне траектории кластера, является искаженной, и поскольку позиция такой точки в кластере известна, ее исправление не вызывает сомнений. Одновременное искажение координат x и y показано на рисунке 5а. На этом же рисунке в позиции 5б представлены траектории двух разных кластеров. Заметно, что эти траектории достаточно различимы и нейросети всегда известна позиция искомой точки кластера, исходя из формы примитивного элемента поля Галуа.

ЗАЩИТА НОМЕРА КЛАСТЕРА, СХЕМА ВАРИАЦИОННЫХ ПРИБЛИЖЕНИЙ

Важным элементом предлагаемого метода декодирования является точное определение номера кластера. Неправильная оценка этого параметра приводит к выработке ошибочных данных для траектории кластера. Защиту указанных данных возможно осуществить несколькими способами:

- проверкой четности символов кластера, характерной для данного вектора;
- использование проверки на четность в сочетании с итеративными алгоритмами распространения доверия;

а

б

Рис. 4. Принцип восстановления принятого с ошибками вектора

а

б

Рис. 5. Одновременное искажение координат и траектории разных кластеров

- за счет применения перестановочного декодирования;
- за счет использования алгоритмических методов повышения достоверности при наличии канала обратной связи.

Второй и третий методы потребуют от приемника формирования мягких решений, что для двоичных кодов является достаточно трудоемкой в вычислительном отношении задачей. Кроме того, первые три метода однозначно приводят к неравномерным временным задержкам при обработке данных, что в системе нейросетевой их обработки отрицательно скажется на синхронизации процедуры декодирования. Применение первого подхода обеспечит повышение надежности обработки важной части кодового вектора и относительную простоту реализации декодера. В любом случае каскадная защита этой части вектора приведет к повышению относительной скорости кода. Исходя из этого, для названных ограничений в ресурсе конструктора остается только первый метод.

В отличие от алгебраических методов декодирования двоичных кодов, концепция нейросетевого декодирования предполагает существенный выигрыш времени обработки данных на приеме, что важно

для высокоскоростных систем передачи данных, например, оптических. При этом время формирования кластера за счет параллельного формирования его элементов будет мало отличаться от времени кодирования вектора на передаче. Исключаются сложные в вычислительном отношении матричные преобразования эквивалентных кодов, исключается процедура поиска синдрома и связанная с ней не менее сложная процедура восстановления данных. Именно этими трудностями объясняется незначительная кратность исправляемых кодами РС ошибок в современных системах связи.

Для точного определения номера кластера в процедуре нейросетевого декодирования предлагается использовать произведение кодов размерности 2D, что позволит исправлять одиночные ошибки. Получив сведения о номере кластера, сеть приступает к вариационным вычислениям уже внутри кластера, что представляется более рациональным относительно полного множества комбинаций кода.

Пусть источник информации отправляет по каналу связи информационный вектор $\alpha^1 \alpha^2 \alpha^3$, который в двоичном виде представляется как 010 100 011. Включение для номера кластера α^2 и α^1 дополнительной

защиты в формате произведения кодов размерности 2D обеспечивает для этих элементов возможности исправления одной ошибки. Конфигурация кода имеет вид:

$$\begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0. \end{array}$$

Разряды, выделенные жирным, являются проверочными и в терминах расширения двоичного поля могут быть представлены как α^4 и α^4 . После выполнения проверки вектор $\alpha^1 \alpha^2 \alpha^3$ кодируется кодером, на выходе которого появляется комбинация вида $\alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^0 \alpha^6 \alpha^5 \alpha^4$, однозначно принадлежащая избыточному коду. Введем правило, по которому проверочные символы кода 2D устанавливаются на позиции шестого и седьмого разрядов кодового вектора, при этом проверочные символы складываются по правилу сложения в поле Галуа с легитимными символами вектора исходного кода на этих позициях:

$$\alpha^5 \oplus \alpha^4 = \alpha^0 \text{ и } \alpha^4 \oplus \alpha^4 = 0.$$

Тогда в канал связи будет направлен вектор $\alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^0 \alpha^6 \alpha^5 \alpha^4 \rightarrow \alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^0 \alpha^6 \alpha^0 0$.

Подобный подход позволяет сохранить относительную скорость кода и размерность символов недвоичного кода в масштабе рассматриваемого поля Галуа.

Пусть в результате передачи нового вектора по каналу связи ошибок не произошло. Приемник фиксирует вектор и осуществляет проверку номера кластера на предмет отсутствия в нем ошибок за счет кода размерности 2D. Устанавливается факт правильного приема номера кластера, после чего вектор отправляется на вход нейросети, которая формирует кластер вида:

$$\begin{aligned} \alpha^1 \alpha^2 0 &\rightarrow 0 \alpha^2 \alpha^1 0 \alpha^4 \alpha^4 \alpha^2 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^0 &\rightarrow \alpha^0 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^4 \alpha^5 0 \alpha^3 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^1 &\rightarrow \alpha^1 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^5 \alpha^2 \alpha^0 \alpha^0 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^2 &\rightarrow \alpha^2 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^6 \alpha^1 \alpha^3 \alpha^6 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^3 &\rightarrow \alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^0 \alpha^6 \alpha^5 \alpha^4 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^4 &\rightarrow \alpha^4 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^1 0 \alpha^2 0 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^5 &\rightarrow \alpha^5 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^2 \alpha^0 \alpha^1 \alpha^5 \\ \alpha^1 \alpha^2 \alpha^6 &\rightarrow \alpha^6 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^3 \alpha^3 \alpha^6 \alpha^1. \end{aligned}$$

Путем сравнения принятого вектора $\alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^0 \alpha^6 \alpha^0 0$ и совпадения позиций $\alpha^0 \alpha^6$ устанавливается факт приема информационного вектора $\alpha^1 \alpha^2 \alpha^3$. Дополнительной проверкой устанавливается, что на контролируемых шестой и седьмой позициях находятся элементы α^4 и α^4 , поскольку

$$\alpha^5 \oplus \alpha^0 = \alpha^4 \text{ и } \alpha^4 \oplus 0 = \alpha^4,$$

что является косвенной проверкой правильности принятого вектора. В случае искажения номера кластера и

его восстановления кодом 2D алгоритм оценки принятой информации не меняется.

При поражении помехой проверочной части кодового вектора вступает в действие правило единственности определённого элемента поля в кластере.

Пусть в результате действия помех переданный ранее кластер принял вид: $\alpha^3 \alpha^2 \alpha^1 \alpha^1 \alpha^5 \alpha^4 \alpha^4$. Сравнение образа кластера и принятого вектора показывает, что в четвертом столбце оказываются два элемента α^1 , а в пятом столбце – два элемента α^5 , что вновь говорит о верности решения вида $\alpha^1 \alpha^2 \alpha^3$.

Наконец, пусть код 2D не выявил ошибок в номере кластера и пусть один из элементов этой части вектора оказался искаженным. Тогда декодер порождает совсем иной кластер, для которого ни одна из перечисленных проверок с высокой вероятностью не выполняется, и попытка декодировать вектор приведет к отрицательному результату. В таком случае целесообразно использовать дополнительные методы для повышения достоверности данных, нежели выдавать получателю заведомо неверную информацию.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Изложенная концепция нейросетевого подхода к проблеме обработки недвоичных избыточных кодов носит нестандартный характер. Она требует уточнений и доработки по отдельным направлениям именно в предметной области глубокого обучения. Вместе с этим она в полной мере отвечает требованиям к нейробайсовскому методу в системе машинного обучения, особенно в вопросе кластеризации пространства кодовых векторов недвоичных кодов.

Важно, что кластер формируется на приеме, где влияние помех естественного происхождения минимально и объективно соответствует уровню сбоев в процессоре приемника. Вариационное сравнение принятого вектора с комбинациями кластера требует дальнейшего изучения и уточнений с использованием имитационных моделей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гладких А.А., Ал Тамими Таква Ф.Х. Концепция когнитивной обработки данных в системе перестановочного декодирования недвоичного избыточного кода // Электросвязь. 2018. № 9. С. 69–74.
2. Гладких А.А. Перестановочное декодирование как инструмент повышения энергетической эффективности систем обмена данными // Электросвязь. 2017. № 8. С. 52–56.
3. Николенко С.И., Кадури А., Архангельская Е.В. Глубокое обучение. СПб.: Питер, 2020. 480 с.
4. Березкин А.А. Перспективы развития современных методов помехоустойчивого кодирования в нейрорифовом логическом базисе // Межд. НПК «Перспективы развития телекоммуникационных систем и информационных технологий»: сб. науч. тр. СПб.: СПбГУ, 2008. С. 10–16.

5. Березкин А.А., Комашинский В.И. Введение в нейрорифмовые инфокоммуникационные технологии // Региональная информатика – 2008 (РИ-2008) XI Санкт-Петербургская международная конференция. Санкт-Петербург, 21-24 октября 2008 г. : матер. конф. СПб. : СПОАСУ, 2008. С. 76–79.

6. Думачев В.Н., Копылов А.Н., Бутов В.В. Особенности обучения нейросетевого декодера // Системы управления и информационные технологии. 2017. № 1 (67). С. 29–33.

7. Думачев В.Н., Бутов В.В. О нейросетевом декодере помехоустойчивого кода Хэмминга // Системы управления и информационные технологии. 2017. № 4 (70). С. 8–11.

8. Драко А.М., Романченко Д.М. Особенности нейросетевого декодирования линейных блочных кодов // Труды БГТУ. 2015. № 6 (179). С. 166–170.

9. Берлекэмп Э.Р. Техника кодирования с исправлением ошибок // ТИИЭР. 1980. Т. 68, № 5. С. 24–58.

10. Галлагер Р. Теория информации и надежная связь : пер. с англ. / под ред. М. С. Пинскера и Б. С. Цыбакова. М. : Сов. радио, 1974. 568 с.

11. Зяблов В.В., Цветков М.А. Метод обнаружения ошибочного декодирования с использованием списков // Информационные процессы. 2004. Т. 4, № 2. С. 188–201.

12. Фorni Д. Каскадные коды. М. : Мир, 1970. 207 с.

13. Конопелько В.К., Липрицкий В.А. Теория норм синдромов и перестановочное декодирование помехоустойчивых кодов. М. : Едиториал УРСС, 2004. 176 с.

14. Sudan M. Decoding of Reed-Solomon Codes Beyond the Error-Correction Bound, Complexity Dec. 1997. Vol. 12. pp. 180–193.

15. Гладких А.А. Основы теории мягкого декодирования избыточных кодов в стирающем канале связи. Ульяновск : УлГТУ, 2010. 379 с.

REFERENCES

1. Gladkikh A.A., Al Tamimi Takva F.H. Kontseptsiaia kognitivnoobrabotkidannykhv sistem perestanovochno dekodirovaniia nedvoichnogo izbytochnogo koda [The Concept of Cognitive Data Processing in the System of Permutation Decoding of Non-Binary Redundant Code]. *Elektrosviaz* [Telecommunications and Radio Engineering], 2018, no. 9, pp. 69–74.

2. Gladkikh A.A. Perestanovochnoe dekodirovanie kak instrument povysheniia energeticheskoi effektivnosti sistem obmena dannymi [Permutation Decoding as a Tool to Improve the Energy Efficiency of Data Exchange Systems]. *Elektrosviaz* [Telecommunications and Radio Engineering], 2017, no. 8, pp. 52–56.

3. Nikolenko S.I., Kadurin A., Arkhangelskaia E.V. *Glubokoe obuchenie* [Deep Learning]. St. Petersburg, Piter Publ., 2020. 480 p.

4. Berezkin A.A. Perspektivy razvitiia sovremennykh metodov pomekhoustoichivogo kodirovaniia v neirotsifrovom logicheskom bazise [Prospects for the Development of Modern Method of Antinoise Coding

in Neurodigital Logical Basis]. *Mezhd. NPK "Perspektivy razvitiia telekommunikatsionnykh sistem i informatsionnye tekhnologii"*. Sb. nauch. tr. [Proc. of Int. Sci. and Pract. Conf. on Prospects of the Development of Telecommunication Systems and Information Technologies]. St. Petersburg, SPBSU Publ., 2008, pp. 10–16.

5. Berezkin A.A., Komashinski V.I. Vvedenie v neirotsifrovye infokommunikatsionnye tekhnologii [Introduction to Neurodigital Infocommunication Technologies]. *Regionalnaia informatika – 2008 (RI-2008) XI Sankt-Peterburgskaia mezhdunarodnaia konferentsiia 21-24 oktiabria 2008, mater. konf.* [Proc. of the 11 Saint Petersburg Int. Conf. Region Informatics – 2008 (RI-2008), Oct. 21-24, 2008]. Saint Petersburg, SPOASU Publ., 2008, pp. 76–79.

6. Dumachev V.N., Kopylov A.N., Butov V.V. Osobennosti obucheniia neirossetevogo dekodera [Features of Training of Neural Network Decoder]. *Sistemy upravleniia i informatsionnye tekhnologii* [Automation and Remote Control], 2017, no. 1 (67), pp. 29–33.

7. Dumachev V.N., Butov V.V. O neirossetevom dekodere pomekhoustoichivogo koda Khemminga [Neural Network Decoder of the Error-Correcting Hamming Codes]. *Sistemy upravleniia i informatsionnye tekhnologii* [Control Systems and Information Technologies], 2017, no. 4 (70), pp. 8–11.

8. Drako A.M., Romanchenko D.M. Osobennosti neirossetevogo dekodirovaniia lineinykh blochnykh kodov [Features of Neural Network Decoding of Linear Block Codes]. *Trudy BGTU* [Proceedings of BSTU], 2015, no. 6 (179), pp. 166–170.

9. Berlekemp E.R. Tekhnika kodirovaniia s ispravleniem oshibok [Coding Technique with Error Correcting]. *TIIEP* [Proceedings of IEEE], 1980, vol. 68, no. 5, pp. 24–58.

10. Gallager R. *Teoriia informatsii i nadezhnaia sviaz*. Per. s angl. pod red. M.S. Pinskera i B.S. Tsybakova [Information Theory and Reliable Communication. Translated from Engl, eds. M.S. Pinsker and B.S. Tsybakov]. Moscow, Sov. Radio Publ., 1974. 568 p.

11. Ziablov V.V., Tsvetkov M.A. Metod obnaruzheniia oshibochnogo dekodirovaniia s ispolzovaniem spiskov [The Detection Method of Error Decoding with Lists Usage]. *Informatsionnye protsessy* [Information Processes], 2004, vol. 4, no. 2, pp. 188–201.

12. Forni D. *Kaskadnye kody* [Cascade Codes]. Moscow, Mir Publ., 1970. 207 p.

13. Konopelko V.K., Lipritskii V.A. *Teoriia norm sindromov i perestanovochnoe dekodirovanie pomekhoustoichivykh kodov* [The Norm Theory of Syndromes and Permutation Decoding of Antinoise Codes]. Moscow, Editorial URSS Publ., 2004. 176 p.

14. Sudan M. Decoding of Reed-Solomon Codes beyond the Error-Correction Bound. *Journal of Complexity*, 1997, vol. 13, iss. 1, pp. 180–193.

15. Gladkikh A.A. *Osnovy teorii miagkogo dekodirovaniia izbytochnykh kodov v stiraishchem kanale sviazi* [Fundamentals of the Theory of Soft Decoding of Redundant Codes in the Erasure Communication Cannel]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2010. 379 p.