УДК 004.932.4

М.А. ДРЮЧЕНКО, А.А. СИРОТА

M.A. DRYUCHENKO, A.A. SIROTA

**ГЕТЕРОАССОЦИАТИВНЫЕ СЖИМАЮЩИЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

**HETEROASSOCIATIVE COMPRESSIVE TRANSFORMATION AND THEIR APPLICATION FOR IMAGE PROCESSING**

*Рассматриваются гетероассоциативные сжимающие преобразования сигналов и изображений, реализующие взаимное сжимающее отображение двух соседних областей сигнала или изображения, имеющих произвольную форму. Приводятся результаты теоретические обоснования возможностей построения гетероассоциативных преобразований различным способами, основанными на использовании нейросетевых обучаемых преобразователей и численных методов. Рассматриваются интерполирующие и маскирующие свойства преобразований, проявляющиеся при обработке изображений, основанные на возможности их представления как суммы оценочной составляющей выходной части, являющейся линейной или нелинейной функцией входной части, и аддитивной стохастической составляющей, отвечающей за ошибку прогноза выходной части.*

*Ключевые слова: обработка изображений, гетероассоциативные сжимающие преобразования, нейронные сети.*

*In this paper heteroassociative compression transformations of signals and images are considered. This transformations implement mutual compression mapping of two adjacent signal or image regions that have an arbitrary shape. The theoretical substantiation of the possibilities of constructing heteroassociative transformations in various ways based on neural networks and numerical methods are given. Interpolating and masking properties of transformations applicable to digital images are considered. These properties are based on the possibility of image fragments representation as the sum of the estimated component of the output part, which is a linear or nonlinear function of the input part, and an additive stochastic component, which is responsible for the forecast error of the output part.*

*Key words: image processing, heteroassociative compressive transformations, neural networks.*

**Введение и постановка задачи**. В качестве исходной модели обрабатываемого многомерного сигнала или изображения будем рассматривать его представление как реализации случайного поля, заданного на прямоугольной дискретной сетке: . В общем случае , где  – определяет размер вектора данных, связанных с каждой точкой . Пусть  – случайный вектор, представляющий некоторую подобласть области определения случайного поля  и полученный путем развертки значений  в заданном порядке , где  – функция, определяющая порядок развертки. Например, если  область прямоугольной формы размера , то .

Для определенности далее будем считать, что математическое ожидание и матрица ковариаций вектора  удовлетворяют условиям: , . Вектор  всегда может быть представлен как составной , где  представляет некоторую подобласть фрагмента : , называемую входной частью, а – подобласть фрагмента, называемую выходной частью . При этом пусть , .

Требуется построить гетероассоциативные отображения общего вида

,,

т.е. преобразования выполняющее отображение данных входной части в данные выходной. Очевидно, что  всегда имеет определенную погрешность представления

 (1)

где  – стохастическая составляющая (случайный вектор), определяющая погрешность детерминированного представления.

Указанные преобразования могут осуществляться как в полном объеме (1), т.е. с предоставлением всей возможной в рамках принятой модели информации о  при известном , так и с определенным сжатием информации. Будем называть такие преобразования гетероассоциативными преобразованиями (ГП), а в случае выполнения преобразования со сжатием – гетероассоциативными сжимающими преобразованиями (ГСП). Последние будем представлять обозначать как

,  , (2)

где – определяет уже приближенное представление  в (1) при выполнении сжатия, которое, естественно, вносит свою дополнительную погрешность.

Если  и области ,  совпадают, то такое преобразование называется автоассоциативным. Данное преобразование является частным случаем предыдущего. Очевидно, также, что в этом случае целесообразно рассматривать только преобразование со сжатием, т.е. автоассоциативное сжимающее преобразование (АСП) вида

, . (3)

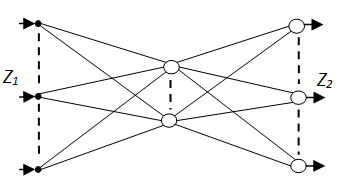
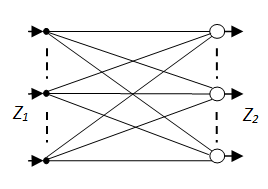
В общем случае при выполнении ГСП сжатию подвергается именно оценка ; при этом говорить о сжатии вектора  не приходится. Реальное сжатие фрагментов происходит только в случае выполнения АСП.

Пусть некоторое количество сходных по топологии непересекающихся областей  полностью покрывает , так что

 .

Соответственно, каждой области  соответствует реализация вектора : . В итоге на всем изображении может быть получена совокупность реализаций  для входных и выходных частей  совокупности фрагментов , которая будет далее использована в качестве обучающей выборки для построения сжимающего преобразования. При выполнении гетероассоциативного преобразования общего вида области  могут быть произвольной конфигурации: области прямоугольной формы, решетки случайной конфигурации внутри области прямоугольной формы и т.п. Для описания ГП и ГСП случайных векторов  могут использоваться как линейные, так и нелинейные модели.

**Теоретические обоснования возможностей построения гетероассоциативных сжимающих преобразований.** В работах авторов [1,2] показано, что в качестве универсальных преобразователей, которые могут быть использованы для выполнения ГП и ГСП с использованием линейной или нелинейной модели могут, применяться нейронные сети (НС) прямого распространения, весовые коэффициенты, которых могут настраиваться путем непосредственных вычислений или на основе итеративного обучения по методу обратного распространения ошибки.



а) б)

Рисунок 1 – Архитектуры обучаемых нейросетевых преобразователей, используемых для выполнения гетероассоциативного сжимающего преобразования

Архитектура сети для выполнения ГП имеет вид, представленный на рис.1,а. Архитектура сети для выполнения ГСП имеет вид гетероассоциативного энкодера с сокращенным числом нейронов в скрытом слое, как это показано на рис.1,б.

В [1,2] для обучаемых нейросетевых сжимающих гетероассоциативных преобразователей при использовании линейной модели преобразования получены необходимые условия минимума целевой функции – средней квадратичной ошибки в виде матричных линейных уравнений для весовых коэффициентов двуслойных нейронных сетей. Исследованы свойства оценок параметров сжимающих преобразователей и доказаны две теоремы об эквивалентности гетероассоциативного сжимающего преобразования, получаемого на основе обучения нейросетевых преобразователей.

Первая теорема утверждает, что применение гетероассоциативного сжимающего преобразования с минимальной среднеквадратичной ошибкой по отношению к вектору, описывающему входную часть фрагмента случайного поля, эквивалентно разложению по собственным векторам матрицы, являющейся произведением обращенной выборочной матрицы ковариаций входной части фрагмента, матрицы взаимной ковариаций входной и выходной матрицы и ее транспонированной матрицы. При этом столбцы матрицы весовых коэффициентов первого слоя являются линейной комбинацией  собственных векторов указанной матрицы, соответствующих максимальным собственным значениям, а столбцы матрицы весовых коэффициентов второго слоя, являются линейной комбинацией собственных векторов выборочной матрицы ковариаций оптимальной линейной оценки выходной части. Вторая теорема в развитие первой утверждает, что выполнение гетероассоциативного сжимающего преобразования по отношению к вектору, описывающему входную часть фрагмента случайного поля при  эквивалентно, в смысле достигаемого уровня остаточной ошибки при сжатии, автоассоциативному сжимающему преобразованию, выполняемому по отношению к оценке выходной части, получаемой относительно входной части.

Полученные теоретические обоснования определяют возможность построения и применения универсальных линейных сжимающих отображений с минимальным уровнем дисперсии вносимых искажений при решении различных задачи обработки случайных полей и реальных изображений. При этом они позволяют получить один важный в практическом отношении результат. Он состоит в том, что задача построения гетероассоциативных сжимающих преобразований может быть решена двумя способами.

Первый способ состоит в выполнении сжатия в исходном представлении (в прямой форме) с использованием архитектуры линейного преобразователя, представленную на рис.1,б. Он может выполняться в двух вариантах: путем непосредственного обучения нейронных сетей, имеющих представленную на рис.1,б архитектуру или путем расчета соответствующих весовых коэффициентов на основе решения обобщенной задачи на собственные числа и собственные векторы.

Второй способ состоит в выполнении сжатия в представлении оценки (в косвенной форме) на основе линейного автоассоциативного сжимающего преобразования вектора реакций, получаемого на выходе НС, представленной на рис.1.2,а. Здесь также возможно два варианта реализации: путем обучения нейронных сетей в два этапа или путем непосредственного расчета весовых коэффициентов автоассоциативного преобразователя линейной оценки или на основе решения задачи на собственные числа и собственные векторы матрицы ковариации оценки выходной части.

**Применение гетероассоциативных сжимающих преобразований при обработке изображений.** Рассмотренные теоретические обоснования, результаты численных решений и компьютерного имитационного моделирования позволяют более детально рассмотреть вопрос о свойствах гетероассоциативных преобразований (ГП) и гетероассоциативного сжимающих преобразований (ГСП) и наличии потенциальных преимуществ при их применении в интересах решения различных задач обработки изображений. Указанные свойства как показывает анализ можно условно разделить на три группы:

интерполирующие и маскирующие свойства, проявляющиеся при выполнении ГП и ГСП изображений и основанные на возможности представления любого фрагмента случайной функции нескольких аргументов как суммы оценочной составляющей выходной части, являющейся линейной или нелинейной функцией входной части, и аддитивной стохастической составляющей, отвечающей за ошибку прогноза выходной части;

реконструирующие свойства ГП, определяющие потенциальные возможности скрытия и последующего восстановления сигналов или изображений в целом с уменьшением объема хранимой или предаваемой информации без искажений (сжатие без потерь);

собственно сжимающие свойства ГП и ГСП, отражающие потенциальные возможности модификации сигналов и изображений с исключением спектральных составляющих при использовании различных алгоритмов и технологий c учетом специфики их построения (сжатие с потерями).

Если применить указанные преобразования к конкретной реализации случайной функции (изображения), заданной на дискретной двумерной сетке, то можно выделить ее полную оценочную составляющую  на всей области определения, которую следует рассматривать как интерполированную функцию, полученную на основе известных входных частей всех фрагментов (блоков), покрывающих область определения . Следует отметить, что такая интерполяция является индивидуальной для каждого изображения, так как преобразования (1) формируются на основе обучающих данных .Точно также можно выделить полную аддитивную стохастическую составляющую , т.е. разложить изображение на две независимые части.

Общей идей такого разделения на две составляющих, очевидно различающихся по своим корреляционным и частотным свойствам на основе ГП или ГСП, построенных по небольшим фрагментам – блокам фиксированного размера, покрывающим все изображение, является использование прямого и обратного гетероассоциативного преобразования. Под прямым, в данном случае, понимается преобразование входной части в выходную, под обратным – преобразование выходной части во входную. Для обеспечения статистической однородности уровней оценочной и стохастической маскирующей составляющей желательно использовать входную и выходную части одинакового размера и конфигурации.

С учетом возможности использования прямого и обратного преобразований переобозначим ранее введенное отображение входной части в выходную ,, как , . Тогда аналогично можно ввести обратное отображение , .

Тогда прямым интегральным гетероассоциативным преобразованием будем называть отображение

,,

где , – случайное поле, заданное на объединенной области всех входных частей и, если , то  формируетcя путем обратной развертки из вектора , – случайное поле, заданное на объединенной области всех выходных частей и, если , то  формируетcя путем обратной развертки вектора .

Обратным интегральным гетероассоциативным преобразованием будем называть отображение

,,

где , – случайное поле, заданное на объединенной области всех входных частей и, если , то  формируетcя путем обратной развертки из вектора ; , – случайное поле, заданное на объединенной области всех выходных частей и, если , то  формируетcя путем обратной развертки из вектора .

Соответственно, при известных , можно получить случайное поле стохастической составляющей как

,

где ,  – случайное поле, заданное на объединенной области выходных частей, причем, если , то  формируетcя путем обратной развертки из вектора .

Аналогично, при известных , можно получить случайное поле стохастической составляющей как

,

где ,  – случайное поле, заданное на объединенной области всех выходных частей, причем, если , то  формируетcя путем обратной развертки из вектора .

В итоге можно получить общее интегральное отображение для формирования оценочное и стохастической составляющих

, , , (3)

,

, .

Общая схема выполнения подобных интегральных преобразований представлена на рис.2.

Указанная схема может некоторым образом видоизменяться, например, для выполнения прямого и обратного преобразования может быть обучен общий нейросетевой преобразователь (при одинаковой размерности входной и выходной части и схоже конфигурации). Кроме того, для управления уровнями оценочной и стохастической составляющих можно использовать не только изменение остаточной ошибки обучений нейросетевых преобразователей, но и выполнить предварительное сглаживание изображения с помощью скользящего фильтра и использовать при обучении данные, формируемые из сглаженного изображения. Не исключается возможность и построения таких преобразователей по группе однотипных изображений, особенно, в случае использования глубоких нейронных сетей.

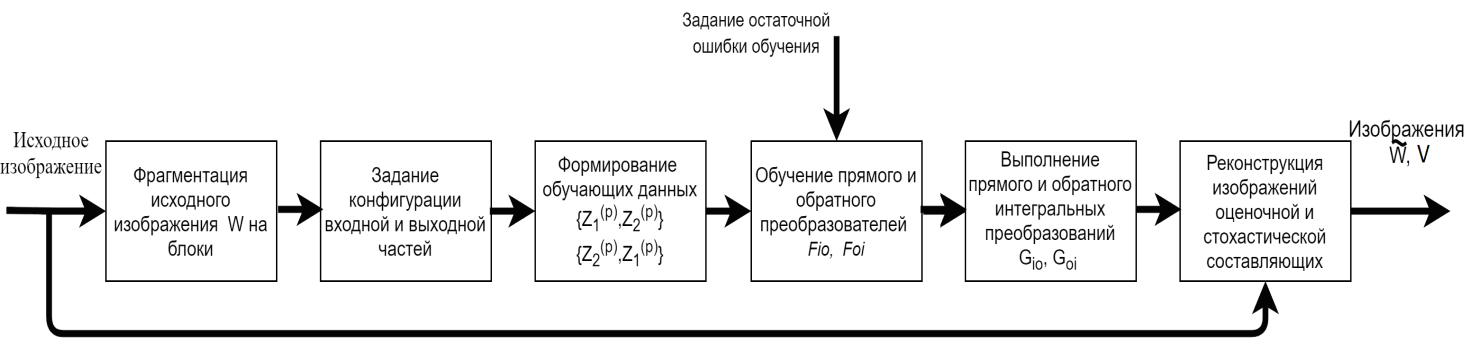


Рисунок 2. Общая схема выполнения интегральных преобразований для выделения оценочной и стохастической составляющих

Использовать подобное разложение можно различным образом. Так, при выполнении ГП и ГСП на основе представленных соотношений и алгоритмов появляется возможность внесения определенных искажений (модификаций) как в оценочную, так и в стохастическую составляющую. Такие модификации в оценочной составляющей, в частности, используются в задачах стеганографии и сжатия данных [2]. При этом стохастическая составляющая выступает в роли маскирующей, шумовой, наложение которой позволяют скрыть внесенные искажений, а модифицированная детерминированная составляющая или ее часть играет роль «полезного сигнала». Возможна и обратная ситуация, когда полезной является стохастическая составляющая, а оценочная составляющая играет роль маскирующей. Из сказанного следует, что для анализа потенциальных интерполирующих и маскирующих свойств при выполнении ГСП важным является соотношение «энергетических» характеристик оценочной и стохастической составляющих, формируемых при выполнении ГП без сжатия.

Задача управления соотношением «энергетических» характеристик оценочной и стохастической составляющих сводится к нахождению конфигурации входной и выходной частей, максимизирующей (минимизирующей) след матрицы , т.е. уровень стохастической составляющей и, одновременно, пропорционально минимизирующего (максимизирующей) след матрицы , т.е. уровень оценочной составляющей. В ходе исследований как искусственно синтезированных, так и реальных изображений установлено, что при изменении размера фрагмента и конфигурации входной и выходной частей обеспечивается возможность существенного изменения соотношения уровней оценочной и стохастической составляющей, причем только за счет изменения конфигурации можно изменить энергетические соотношения между ними до 10 раз.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Сирота А.А. Обобщенные алгоритмы сжатия изображений на фрагментах произвольной формы и их реализация с использованием искусственных нейронных сетей / А.А. Сирота, М.А. Дрюченко // Компьютерная оптика. – 2015. – № 5. – С. 751–761.

2. Сирота А.А. Метод создания цифровых водяных знаков на основе гетероассоциативных сжимающих преобразований изображений и его реализация с использованием искусственных нейронных сетей / А.А. Сирота, М.А. Дрюченко, Е.Ю. Митрофанова // Компьютерная оптика. – 2018. – №3. – С. 483–494.

**Сирота Александр Анатольевич**

Воронежский государственный университет, г. Воронеж

Д.т.н., профессор, заведующий кафедры «Технологий обработки и защиты информации»

Тел.: +7(903) 03-06-943

E-mail: sir@cs.vsu.ru

**Дрюченко Михаил Анатольевич**

Воронежский государственный университет, г. Воронеж

К.т.н., доцент, доцент кафедры «Технологий обработки и защиты информации»

Тел.: +7(960) 12-18-782

E-mail: m\_dryuchenko@mail.ru