

УДК 004.627, 004.932

А. В. Коробейников, кандидат технических наук, доцент кафедры «Программное обеспечение»

С. И. Погудин, магистрант

В. С. Смирнов, аспирант

Р. М. Гафаров, кандидат технических наук, доцент кафедры «Вычислительная техника»

ИжГТУ имени М. Т. Калашникова

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ПИКСЕЛЕЙ НА ОСНОВЕ АДАПТИВНЫХ ЛИНЕЙНЫХ НЕЙРОНОВ ПРИ СЖАТИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ БЕЗ ПОТЕРЬ

Предложен метод прогнозирования значений пикселей при сжатии изображений без потери качества на основе адаптивных линейных нейронов (адалинов). Адаптивные предсказатели показывают большую эффективность, чем фиксированные. Двухмерная схема формирования входов адалина показывает большую эффективность, чем одномерная. Предложенный метод позволяет повысить степень сжатия изображений без потерь.

Ключевые слова: сжатие изображений без потерь, адаптивные линейные нейроны, адалин, предсказание.

Введение

В настоящее время огромное количество информации хранится, обрабатывается и передается в цифровом виде. Значительная часть передаваемых данных при этом является графической, поэтому задача сжатия изображений является актуальной задачей для устройств хранения и средств передачи данных.

Все алгоритмы сжатия изображений делят на две основные группы [1]: 1) на основе обхода (сканирования) матрицы изображения и прогнозирования значения следующего пикселя; 2) на основе трансформирующих преобразований (дискретное косинусное, вейвлеты). Алгоритмы первой группы, как правило, сжимают данные без потери качества, тогда как алгоритмы второй группы нацелены в основном на фотографические изображения и приводят к потерям. Как правило, для прогнозирования значений сканируемых пикселей изображения используются предсказатели на основе фиксированных коэффициентов.

В работе [2] рассмотрено решение задачи прогнозирования высоты зондирующего острия сканирующего туннельного микроскопа. Матрицу измерений высоты острия микроскопа можно рассматривать как растровое однотонное изображение. В работе предсказание ведется рекурсивно на основе фиксированных предсказателей.

Адаптивный линейный нейрон (адалин, *AdaLiN* – *Adaptive Linear Neuron*) был предложен Уидроу и Хоффом в 1960 г. для непрерывных сигналов [3]. Обучение адалина происходит по дельта-правилу в онлайн-режиме. Адалин широко применяется для предсказания и адаптивного управления. В настоящее время данная искусственная нейронная сеть (ИНС) является стандартным элементом многих систем обработки сигналов. Адалин используется в том числе и в качестве предсказателя в звуковых кодеках [4, 5] для внутриканальной декорреляции сигнала.

В работе [6] был предложен метод межканальной декорреляции на основе адалинов для сжатия без потерь многоканальных сигналов.

В данной работе рассматривается использование адалинов для прогнозирования значений пикселей

изображения в градациях серого цвета при обходе, т. е. использование предсказателей с адаптацией весовых коэффициентов.

Адаптивный линейный нейрон для сигналов

Рассмотрим применение адалина для предсказания значений сигнала.

Работа адалина. Входным вектором X нейрона в момент времени k служат отсчеты сигнала f в предыдущие моменты времени $X = x_1 \dots x_n = f_{k-1} \dots f_{k-n}$. На выходе нейрона y получаем значение, близкое к значению сигнала f_k . В ходе обучения (адаптации) синапсы (веса) нейрона корректируются таким образом, чтобы минимизировать среднеквадратическую ошибку предсказания. Нейрон является линейным, т. к. реализует линейную функцию активации ($y = s$).

Работа нейрона производится по формуле [7]:

$$y = s = \sum_{i=1}^n w_i x_i = \sum_{i=1}^n w_i f_{k-i}, \quad (1)$$

где x_i – значения входов; w_i – веса нейронов (*weight*); n – число входов; s – взвешенная сумма входов; y – выход нейрона.

Обучение адалина. Обучение нейрона происходит в режиме онлайн – при поступлении очередного отсчета сигнала сначала производят процедуру работы, а затем процедуру обучения нейрона. В результате происходит постоянная адаптация весов нейрона к изменениям в поступающем сигнале.

Обучение нейрона происходит по градиентному методу [8]:

$$E = (t - y)^2 / 2, \quad w_i := w_i - \eta \frac{\partial E}{\partial w_i} = w_i + \eta(t - s)x_i, \quad (2)$$

где t – верный ответ нейрона (*target*, целевое значение), результат предсказания: $t = f_k$; E – ошибка нейрона; η – скорость обучения.

Результатом работы предсказателя является ошибка предсказания, которая подвергается дальнейшей обработке в алгоритмах сжатия:

$$e = t - \text{ОКРУГЛ}(y), \quad (3)$$

где *ОКРУГЛ* – операция округления.

При восстановлении используются результаты работы адалина, в точности совпадающего с адалином при предсказании, поэтому не происходит потери информации:

$$t = e + ОКРУГЛ(y). \tag{4}$$

Скорость обучения адалина. Определяющее значение при использовании адаптивных нейронов имеет скорость обучения (адаптации) η [9]. При слишком малом ее значении реакция нейронов на изменения сигналов будет слишком медленной, а при слишком большом значении – работа нейронов станет неустойчивой, так как обучение (коррекция весов) нейрона основано на обратной связи.

Для определения допустимого значения η используют матрицу корреляции R вектора входного сигнала:

$$R = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K X^k \cdot X^{kT}, \tag{5}$$

где X^k – входной вектор в момент времени k ; K – количество входных векторов.

Затем вычисляют след (*trace*) $tr[R]$ матрицы корреляции:

$$tr[R] = \sum_{i=1}^n r_{ii} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n (x_i^k)^2, \tag{6}$$

где r_{ii} – диагональные элементы матрицы R ; n – число входов; i – номер входа.

Далее накладывают ограничения на скорость обучения η :

$$0 < \eta = \beta \cdot \eta_{\max} < \eta_{\max} = \frac{2}{tr[R]}, \tag{7}$$

где η_{\max} – максимальное значение скорости; β – множитель ($0 < \beta < 1$).

Вычисление следа матрицы корреляции в данной работе проводилось на основе адаптивного метода, предложенного для предобработки данных.

Предобработка данных. Для использования адалина необходимо обеспечить нулевое среднее значение каналов сигнала [10], т. е. устранить влияние постоянной составляющей. Для такой фильтрации могут быть использованы различные методы. В данной работе при проведении экспериментов использовался следующий адаптивный метод [11]:

$$c_1 = f^*_1, \quad c_k = c_{k-1} \cdot (1 - \alpha) + f^*_k \cdot \alpha, \tag{8}$$

$$f_1 = f^*_1, \quad f_k = f^*_k - ОКРУГЛ(c_{k-1}),$$

где c_k – очередное значение постоянной составляющей сигнала; f^*_k – значение сигнала до фильтрации; f_k – значение сигнала после фильтрации; α – степень влияния текущего значения (скорость фильтрации). Значение α определяется природой изображений. Обратное преобразование не приводит к потере информации:

$$f^*_1 = f_1, \quad f^*_k = f_k + ОКРУГЛ(c_{k-1}). \tag{9}$$

В процессе работы и обучения нейронов необходимо использовать значения f_k .

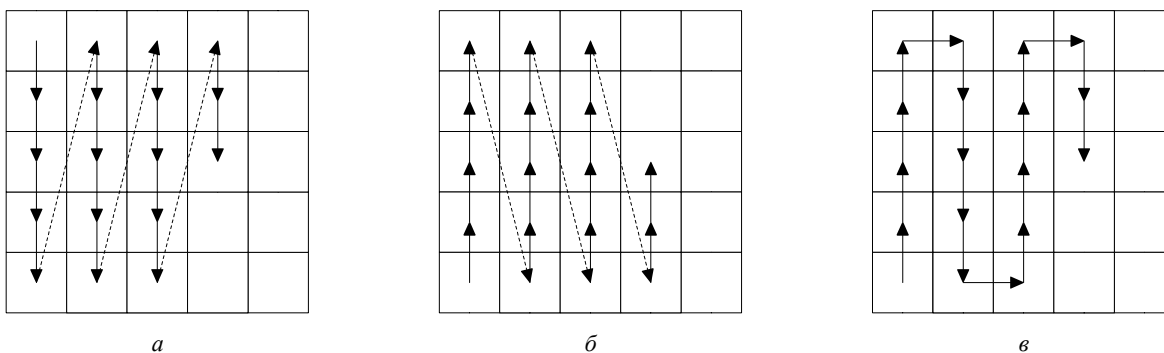


Рис. 1. Схемы обхода изображения

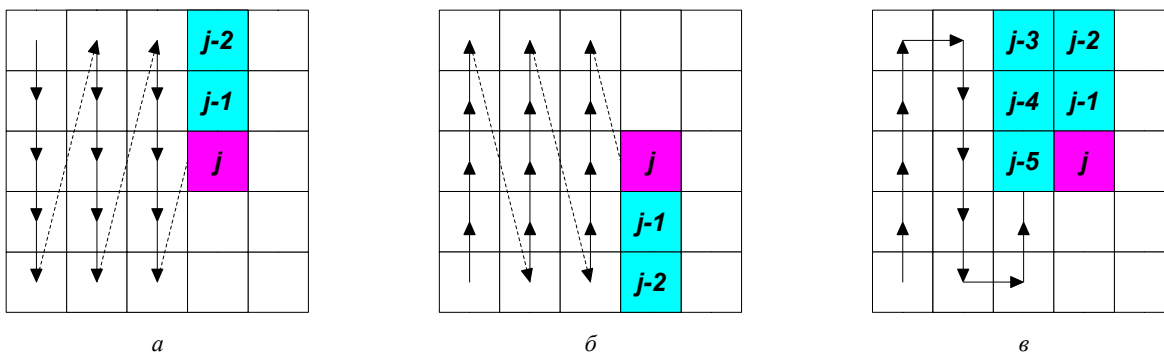


Рис. 2. Схемы формирования 1D-векторов

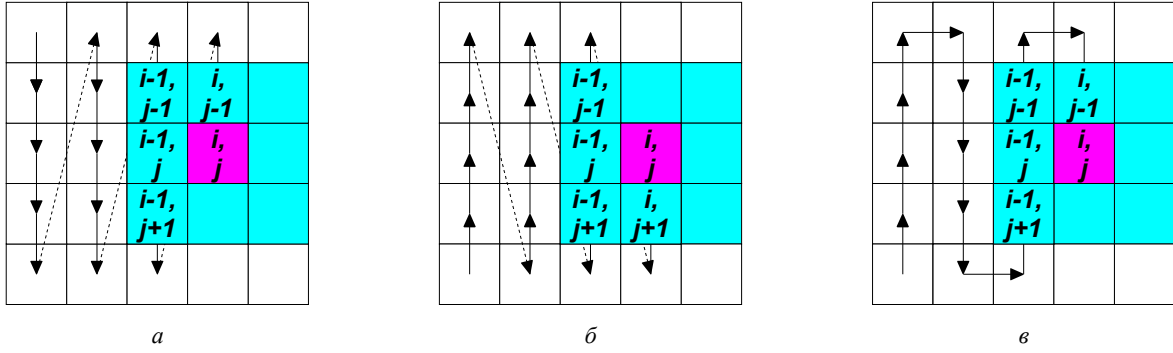


Рис. 3. Схемы формирования 2D-векторов

Адаптивный линейный нейрон для изображений

Порядок обхода изображения. Используемые схемы обхода матрицы пикселей изображения приведены на рис. 1: а) обход сверху вниз (с разрывами); б) обход снизу вверх (с разрывами); в) обход змейкой (без разрывов).

Адалин с одномерным (1D) вектором входов для изображения. В данной схеме на вход адалина подается вектор, совпадающий со следом обхода матрицы изображения. Следовательно, производится анализ одномерного сигнала f , полученного при определенном обходе. На рис. 2 приведены используемые схемы получения входных 1D-векторов для соответствующих обходов матрицы пикселей изображения. При обходах с разрывами пиксели, недостающие для данного столбца матрицы изображения, заполняются нулями ($x_i = f_{k-i} = 0$) и на рис. 2 они не отображены.

Адалин с двумерным (2D) вектором входов для изображения. В данной схеме на вход адалина подается матрица, включающая пиксели в окрестности текущего пикселя. Входными данными для нейрона служит некоторое количество значений пикселей растрового изображения $f_{ki-i, kj-j}$, где i и j – номер столбца и строки растра соответственно. На выходе сети получаем предсказанное значение, близкое к значению пикселя $f_{ki, kj}$. Для работы нейрона формируется квадратная матрица значений X . Работа нейрона производится по формуле:

$$y = s = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} x_{i,j} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} f_{ki-i, kj-j}, \quad (10)$$

где $x_{i,j}$ – значения входов; $w_{i,j}$ – веса нейронов; n – размер матрицы входов; s – взвешенная сумма входов; y – выход нейрона; $f_{ki-i, kj-j}$ – значения пикселей изображения; ki и kj – координаты текущего пикселя, центр квадрата зоны входов.

В данной схеме на вход адалина подается двумерный вектор, полученный на основе квадратной зоны пикселей с центром в текущем пикселе. Пиксели зоны входов, которые были пройдены ранее, являются реальными входами: $x_{i,j} = f_{ki-i, kj-j} \neq 0$. А те пиксели, которые не были пройдены ранее или лежат за пределами матрицы изображения, являются фиктивными входами: $x_{i,j} = f_{ki-i, kj-j} = 0$. На рис. 3 приведены используемые схемы получения входных 2D-векторов для соответствующих обходов матрицы пикселей изображения.

Обучение нейрона происходит по формулам:

$$E = (t - y)^2 / 2,$$

$$w_{i,j} := w_{i,j} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} = w_{i,j} + \eta(t - s)x_{i,j}. \quad (11)$$

Предобработка данных. Для обеспечения нулевого среднего значения входов адалина (для 1D- и 2D-вариантов) используется описанный выше адаптивный метод фильтрации, работающий по столбцам. Приведем формулы:

$$c_{i,1} = f^*_{i,1}, \quad c_{i,j} = c_{i,j-1} \cdot (1 - \alpha) + f^*_{i,j} \cdot \alpha, \quad (12)$$

$$f_{i,1} = f^*_{i,1}, \quad f_{i,j} = f^*_{i,j} - \text{ОКРУГЛ}(c_{i,j-1}).$$

Обратное преобразование:

$$f^*_{i,1} = f_{i,1}, \quad f^*_{i,j} = f_{i,j} + \text{ОКРУГЛ}(c_{i,j-1}). \quad (13)$$

Результаты экспериментов

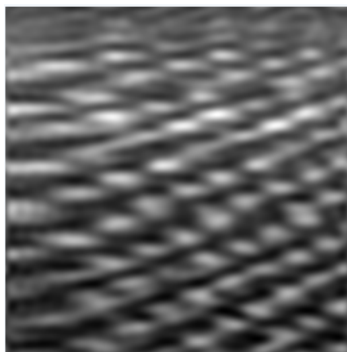
Тестовые изображения. Для тестирования предложенных вариантов предсказания пикселей использовались изображения в градациях серого цвета, приведенные на рис. 4. Все изображения относятся к трем группам: 1) фотографические изображения (*foto*) (рис. 4, ж, з, и); 2) искусственно синтезированные изображения (*artificial*) (рис. 4, з, д, е); 3) данные, полученные электронным микроскопом, представляющие собой матрицу высот (*microscope*) (рис. 4, а, б, в).

Устранение постоянной составляющей выполнялось со скоростью $\alpha = 0,01$.

Оценка эффективности. Оценка эффективности предсказания проводилась согласно методике приведенной в [12]: оценивалась дисперсия полученного результата (ошибки) предсказания сканируемых пикселей для каждого изображения.

Тестирование адалинов с 1D-вектором входов. В данном варианте обучение адалина проводилось со скоростью η , полученной на основе множителя $\beta = 0,1$.

Для адалина с адаптацией весов размер входного вектора в экспериментах изменялся в диапазоне $n = 1 \dots 21$. Результаты приведены на рис. 5, з, д, е (*1d_adalin*).



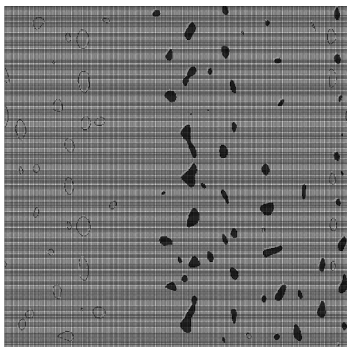
a – 282 (256x256)



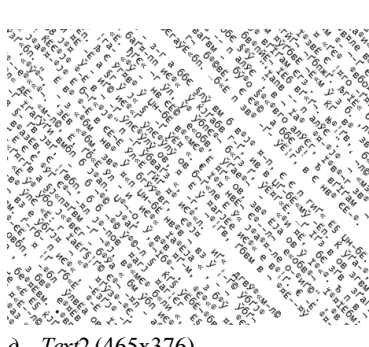
z – Text1 (591x854)



ж – Lena (512x512)



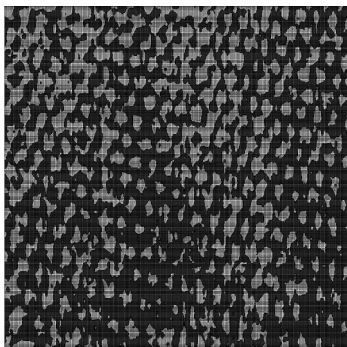
б – 298 (256x256)



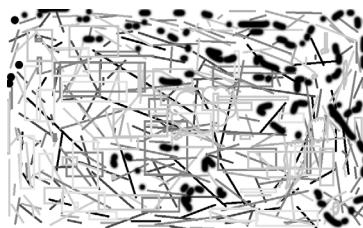
д – Text2 (465x376)



з – Sea (640x366)



в – grafit (256x256)



e – Artificial (850x514)



u – Neighborhood (200x140)

Рис. 4. Тестовые изображения

В схеме с $1D$ -входами для оценки эффективности использования адалинов их результат сравнивался с фиксированными предсказателями. В качестве фиксированных предсказателей использовались конечноразностные предсказатели [13]:

$$e = \Delta^{n-1} f_k. \quad (14)$$

Результаты использования фиксированных предсказателей приведены на рис. 5, а, б, в ($1d_fixed$) для различных степеней конечных разностей (14) с $n = 1 \dots 8$.

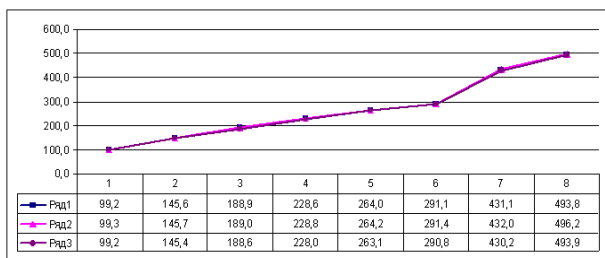
Для всех предсказателей тестировались три способа обхода изображения (рис. 2).

Тестирование адалинов с $2D$ -вектором входов.

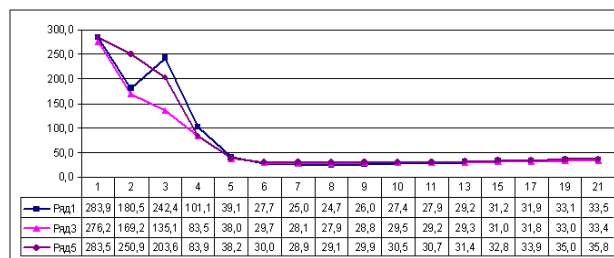
В данном варианте обучение адалина проводилось со скоростью η , полученной на основе множителя $\beta = 0,1$.

Для адалина с адаптацией весов размер квадратной матрицы входов изменялся в диапазоне $n = 1 \dots 11$. Результаты приведены на рис. 6, з, д, е ($2d_adalin$).

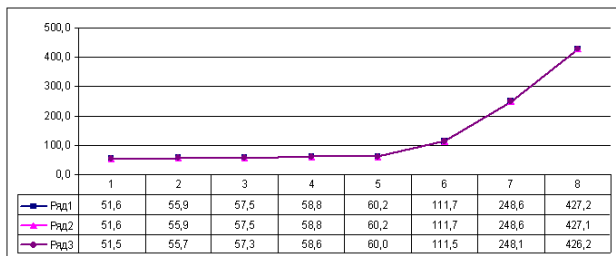
В схеме с $2D$ -входами для оценки эффективности использования адалинов их результат сравнивался с фиксированными предсказателями. При этом варианте используются фиксированные веса адалина для соседних пикселей (рис. 7) [14]. В качестве основных рекомендовано использовать следующие предсказатели:



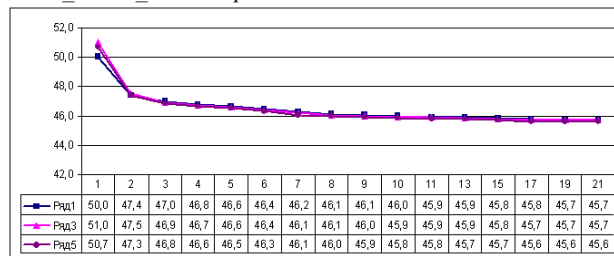
a – 1d_fixed_microscope



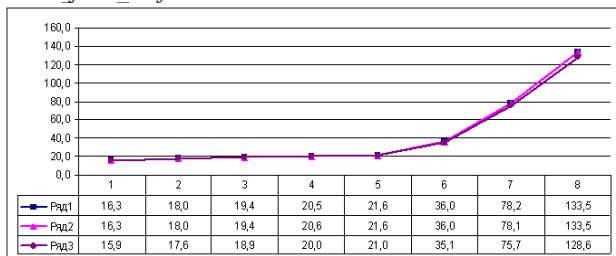
z – 1d_adalin_microscope



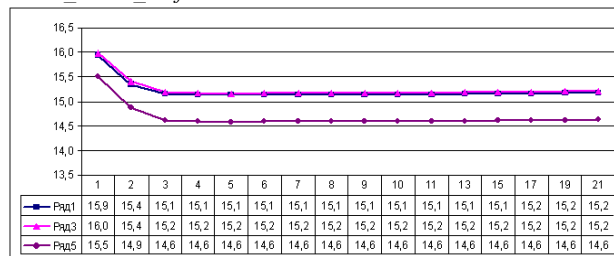
б – 1d_fixed_artifical



д – 1d_adalin_artifical

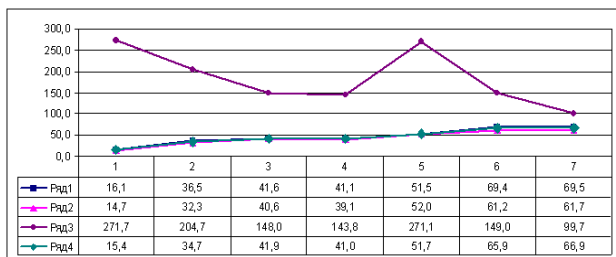


в – 1d_fixed_foto

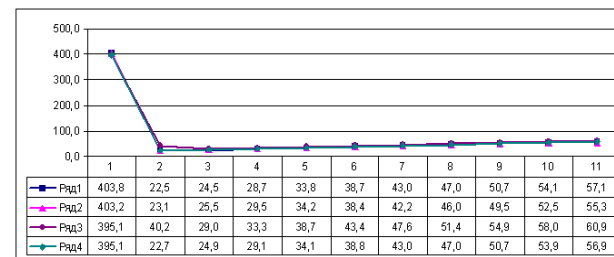


е – 1d_adalin_foto

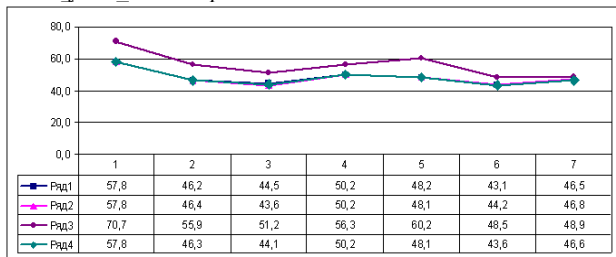
Рис. 5. Результаты тестирования адалина с одномерным (1D) входным вектором



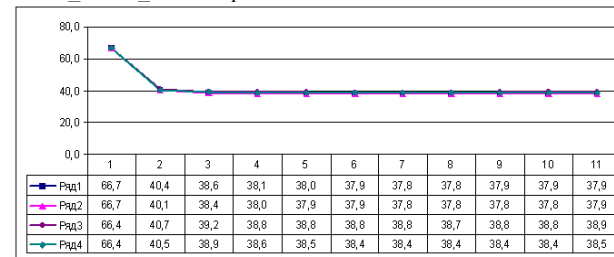
a – 2d_fixed_microscope



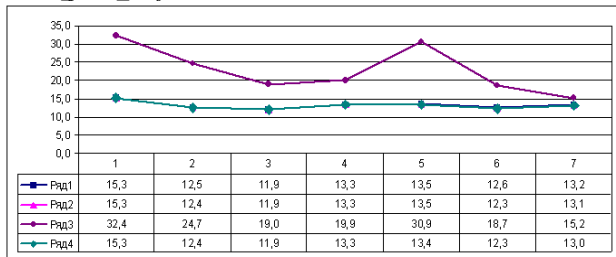
z – 2d_adalin_microscope



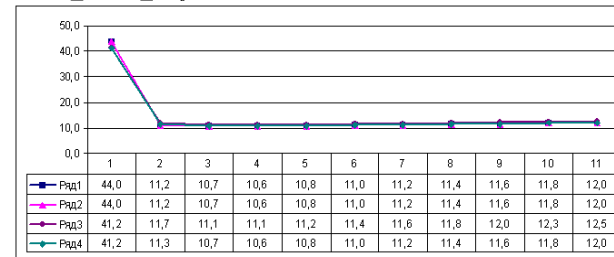
б – 2d_fixed_artifical



д – 2d_adalin_artifical



в – 2d_fixed_foto



е – 2d_adalin_foto

Рис. 6. Результаты тестирования адалина с двухмерным (2D) входным вектором

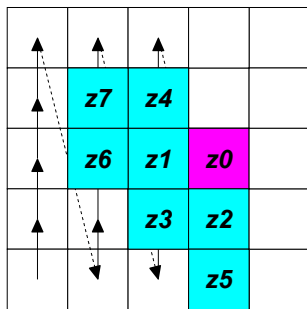


Рис. 7. Схема формирования фиксированных весов для 2D-адалина

- 1) $y = 2z_2 - z_5$; ($w_{i,j+1} = 2, w_{i,j+2} = -1$);
- 2) $y = z_2 + (z_1 - z_3)/2$ ($w_{i-1,j} = 1/2, w_{i-1,j+1} = -1/2, w_{i,j+1} = 1$);
- 3) $y = z_1 + (z_2 - z_3)/2$ ($w_{i-1,j} = 1, w_{i-1,j+1} = -1/2, w_{i,j+1} = 1/2$);
- 4) $y = 3/4z_1 + 3/4z_2 - 1/2z_2$; ($w_{i-1,j} = w_{i,j+1} = 3/4, w_{i-1,j+1} = -1/2$);
- 5) $y = z_1 + z_2 - z_3$; ($w_{i-1,j} = w_{i,j+1} = 1, w_{i-1,j+1} = -1$);
- 6) $y = z_2$; ($w_{i,j+1} = 1$);
- 7) $y = (z_1 + z_2 + z_3 + z_4)/4$; ($w_{i-1,j} = w_{i,j+1} = w_{i-1,j+1} = w_{i-1,j-1} = 1/4$),

(15)

при этом все остальные веса не указаны в конкретной формуле $w_{ij} = 0$.

Результаты использования фиксированных предсказателей приведены на рис. 6, а, б, в (2d_fixed) для различных формул предсказателей (15) $n = 1...7$.

Для всех предсказателей тестировались три способа обхода изображения (рис. 3).

Дополнительно применен четвертый способ обхода. При обходе змейкой при смене направления движения по вертикали использовался метод зеркального отражения (переворота, *flip*) матрицы синансов адалина. Результаты для этого метода приведены в четвертой строке результатов на рис. 6.

Формула зеркального отражения:

$$w_{i,n/2-j}^* := w_{i,n/2+j}, w_{i,n/2+j}^* := w_{i,n/2-j}, j = 1...n, (16)$$

где w_{ij}^* – значения синансов после зеркального отражения.

Интерпретация результатов экспериментов. Сравним различия результатов, полученных при тестировании различных вариантов предсказания:

1. При использовании 1D-входов на изображениях *foto* и *artifical* адалины оказались немного эффективнее, чем фиксированные предсказатели. Для изображений *microscope* получено значительное превосходство адалинов (дисперсия ошибки ниже в 3 раза). Наилучший результат для адалинов получен: для *foto* при $n = 3...21$; для *microscope* при $n = 6...10$; для

artifical при $n = 19...21$. Для фиксированных предсказателей лучший результат получен при $n = 1$. Преимущество обхода змейкой выражено для адалинов на изображениях *foto*.

2. При использовании 2D-входов на изображениях *foto* и *artifical* адалины оказались немного эффективнее, чем фиксированные предсказатели. Для изображений *microscope* получены неоднозначные результаты. В целом выявлено превосходство эффективности адалинов (дисперсия ошибки ниже в 1,5...3 раза), но один из фиксированных предсказателей ($n = 1$) показал результат лучше, чем адалины. Приемлемый результат адалины показывают уже при $n = 2...4$ на всех типах изображений. При обходе змейкой зеркальное отражение матрицы синансов при поворотах оказывается полезным, что особенно выражено на фиксированных предсказателях.

3. При сравнении 1D- и 2D-схем формирования входов для адалинов для всех типов изображений 2D-адалин показал эффективность, большую примерно в 1,5 раза.

Выводы:

1. Результаты экспериментов подтвердили преимущество использования адалинов перед фиксированными предсказателями.

2. Двухмерная схема формирования входов адалина показывает большую эффективность, чем одномерная на всех типах изображений.

3. Приемлемый результат двумерные адалины показывают на квадратной матрице входов уже при размерах $n = 2...4$, что обеспечивает простоту реализации.

4. При использовании адалинов необходимо контролировать допустимую скорость обучения на основе анализа матрицы корреляции входов адалина.

5. Предложенный метод позволяет повысить степень сжатия изображений без потерь.

Библиографические ссылки

1. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео. – М.: Диалог-МИФИ, 2003. – 384 с.
2. Литанов А. М., Шелковников Ю. К., Гафаров М. Р., Гуляев П. В. Применение аппарата прогнозирования в сканирующих устройствах растрового типа // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – М.: Научтехлитиздат. – 2010. – № 7. – С. 59–64.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.
4. Интернет-сайт *Free Lossless Audio Codec (FLAC)*. – URL: flac.sourceforge.net (дата обращения: 01.03.2015).
5. Джурик А. В., Жилин П. Г. Сибирский солнечный радиотелескоп: основные принципы разработки алгоритмов беспотерного сжатия наблюдательных данных. Форум PCA компрессора данных ССРТ // Солнечно-земная физика. Вып. 6 (119). Труды Всеросс. конф., посвя. 90-летию со дня рожд. В. Е. Степанова, чл.-корр. РАН (Иркутск, 25-29 августа 2003 г.). – Новосибирск, 2004. – С. 207–210.
6. Коробейников А. В., Мухамедишин А. Ф., Горбушин А. А., Погудин С. И. Межканальная декорреляция на основе адаптивных линейных нейронов для сжатия без потерь многоканальных сигналов // Информационные системы

в промышленности и образовании : сборник трудов молодых ученых. – Ижевск : Изд-во ИжГТУ, 2011. – С. 36–42.

7. *Осовский С.* Нейронные сети для обработки информации. М., 2004. 344 с.

8. Там же.

9. Там же.

10. Там же.

11. *Коробейников А. В., Мухамедишин А. Ф., Горбушин А. А., Погудин С. И.* Межканальная декорреляция на

основе адаптивных линейных нейронов для сжатия без потерь многоканальных сигналов. Ижевск, 2011. С. 36–42.

12. *Липанов А. М., Шелковников Ю. К., Гафаров М. Р., Гуляев П. В.* Применение аппарата прогнозирования в сканирующих устройствах растрового типа. С. 59–64.

13. Там же.

14. Там же.

* * *

A. V. Korobeynikov, PhD in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov ISTU

S. I. Pogudin, Master's Degree Student, Kalashnikov ISTU

V. S. Smirnov, Post-graduate, Kalashnikov ISTU

R. M. Gafarov, PhD in Engineering, Associate Professor, Kalashnikov ISTU

Pixel values prediction based on adaptive linear neurons within lossless image compression

A method for pixel values predicting within lossless image compression based on adaptive linear neurons (adalin) is proposed. The adaptive predictors show greater efficiency than the fixed ones. A two-dimensional adalin inputs layout shows greater efficiency than one-dimensional. The proposed method allows to increase the degree in lossless image compression.

Keywords: lossless image compression, adaptive linear neurons, adalin, prediction.

Получено: 06.04.15