

УДК 519.71

О.Г. Руденко, М.С. Сныткин

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ GAUSSIAN ART В АЛГОРИТМАХ СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В работе рассматривается алгоритм сжатия изображений на основе нейронной сети Gaussian ART, осуществляющей операцию векторного квантования. Приведено описание алгоритма работы и обучения нейронной сети и алгоритма сжатия изображений. Также приводятся результаты моделирования предлагаемого алгоритма в среде Matlab, которые свидетельствуют об эффективности применения данного алгоритма для сжатия изображений.

**Ключевые слова:** алгоритм сжатия, векторное квантование, дискретно-косинусное преобразование, нейронная сеть ART.

### Введение

Широкое распространение устройств, позволяющих фиксировать, хранить и передавать видео информацию, обуславливает потребность постоянного совершенствования алгоритмов сжатия и методов обработки информации.

Одним из перспективных представляется развитие подхода, в основе которого лежат искусственные нейронные сети (ИНС). При этом ИНС могут использоваться как при сжатии без потерь (например, в статистических методах кодирования для оценки вероятностей появления символов [1]), так и при реализации сжатия с потерями. В последнем случае целесообразно применение ИНС, осуществляющих векторное квантование.

В данной статье рассматривается применение ИНС на основе теории адаптивного резонанса – Gaussian ART, для развития JPEG-подобных алгоритмов сжатия видеoinформации.

### 1. ИНС Gaussian ART

Gaussian (гауссовская) ART [2, 3] основана на модели гауссовской смеси входного пространства, в которой каждый из компонентов смеси соответствует отдельной категории, подобно EM-алгоритму (expectation-maximization algorithm) [4]. Категории в таком случае представляют собой отдельные гауссовские распределения, которые обладают отличительными обобщающими свойствами в многомерных пространствах [5, 6].

Алгоритм работы гауссовской ART сохранил основные этапы алгоритма Fuzzy ART: поиск, сравнение, пошаговое обучение. Однако есть и некоторые отличия: в гауссовской ART отсутствует комплементарное кодирование. Другое отличие состоит в том, что в данной сети возможен вариант распределенного обучения нейронов.

Функция выбора гауссовской ART вычисляется

следующим образом:

$$T_j(\mathbf{I}) = \begin{cases} 0, & \text{если не соответствует критерию сходимости;} \\ \frac{n_j}{\prod_{i=1}^M (\sigma_{ij}) \sum_{k=1}^N (n_k)} e^{-0,5 \sum_{i=1}^M \left( \frac{I_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2}, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (1)$$

где  $I_i$  –  $i$ -й элемент входного вектора;  $n_j$  – количество обучающих образов кодируемых  $j$ -м прототипом;  $N$  – количество обученных прототипов;  $c_{ij}$  и  $\sigma_{ij}$  – эмпирически определенные математическое ожидание и стандартное отклонение для  $j$ -го прототипа в  $i$ -м измерении.

Критерий сходимости определяется как:

$$G_j(\mathbf{I}) = e^{-0,5 \sum_{i=1}^M \left( \frac{I_i - c_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2} \geq \rho. \quad (2)$$

В WTA (победитель получает все) версии гауссовской ART, нейрон-победитель  $J$  обучается, чтобы стать более похожим на входной вектор  $\mathbf{I}$ , путем изменения собственных значений счетчика итерации обучения, математического ожидания и стандартного отклонения в соответствии с выражениями (3) – (5). В распределенной версии обучения гауссовской ART [3] используется распределенная активация нейронов слоя  $F_2$ , в таком случае обучение может быть применено ко всем нейронам удовлетворяющим критерию сходимости.

$$n_J^{\text{new}} = n_J^{\text{old}} + 1; \quad (3)$$

$$c_{Ji}^{\text{new}} = \left( 1 - \frac{1}{n_J} \right) c_{Ji}^{\text{old}} + \frac{1}{n_J} I_i; \quad (4)$$

$$\sigma_{Ji}^{\text{new}} = \begin{cases} \sqrt{\left( 1 - \frac{1}{n_J} \right) \sigma_{Ji}^{\text{old}2} + \frac{1}{n_J} (I_i - c_{Ji})^2}, & \text{если } n_J > 1; \\ \psi, & \text{в противном случае.} \end{cases} \quad (5)$$

Начальное значение стандартного отклонения  $\psi > 0$ , определяет величину начального однородного распределения прототипа вокруг первого его образа.

Во время обучения, количество обработанных образцов увеличивается, и скорость обучения постепенно уменьшается, поскольку зависит от  $n_j$ .

## 2. Описание алгоритма сжатия

Общая схема сжатия видео информации состоит из таких основных шагов: дискретно-косинусное преобразование, векторное квантование, дифференциальное кодирование, энтропийное кодирование.

*Дискретно-косинусное преобразование* (ДКП) представляет собой по сути разложения участков изображения по амплитудам некоторых частот. Для сокращения объема хранимой информации используется тот факт, что в матрице частот многие коэффициенты либо близки, либо равны нулю [7].

*Векторное квантование.* Квантование коэффициентов частотной матрицы, представляет собой операцию, которая определяет степень сжатия и потери информации, увеличивает количество одинаковых и равных нулю элементов. При этом из пространства выбирается ограниченное число векторов (кодовых слов) для наиболее точного отображения распределения исходных векторов, полученных из представленного в виде блоков изображения.

*Дифференциальное кодирование.* Если предположить, что большинство частей изображения имеют плавные переходы, то дифференциальное кодирование, примененное после векторного квантования, приведет к «уменьшению» кодов в целом.

*Энтропийное кодирование* – кодирование словами (кодами) переменной длины, при которой длина кода символа имеет обратную зависимость от вероятности появления символа в передаваемом сообщении [8].

Предлагаемый алгоритм сжатия включает следующие шаги:

1. Условное разбиение исходного изображения на квадратные блоки размером  $n \times n$  пикселей, например,  $4 \times 4$  или  $8 \times 8$ .

2. Применение к каждому блоку дискретно-косинусного преобразования.

3. Представление каждого блока в виде вектора в 16- или 64-мерном пространстве соответственно.

4. Низкочастотная фильтрация (исключение из векторов коэффициентов, соответствующих высокочастотным составляющим).

5. Обучение нейронной сети ART.

6. Считывание индексов нейронов, соответствующих каждому входному вектору.

7. Формирование таблицы соответствия между индексом и усредненным вектором (кластерным центром).

8. Сжатие последовательности индексов с использованием кодирования длин серий и алгоритма Хаффмана.

Как следует из описания алгоритма, в нем, в

отличие от JPEG, применена сеть ART (шаги 5-7), результаты работы которой используются для векторного квантования.

Для декодирования используются соответствующие операции, но в обратном порядке.

## 3. Моделирование

При моделировании в среде Matlab процесса сжатия для оценки качества сжатия использовались показатели PSNR (peak signal-to-noise ratio) – отношение максимально возможного уровня сигнала к уровню искажающего его шума (поскольку большинство сигналов имеют очень широкий динамический диапазон, PSNR обычно представляют в логарифмическом масштабе), и MSE (mean squared error) – среднеквадратичная ошибка.

Для двух монохромных изображений  $I$  и  $K$  размерностью  $m \times n$  (где одно из изображений является зашумленным представлением второго) MSE вычисляется следующим образом:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i, j) - K(i, j)\|^2.$$

Показатель PSNR определяется так:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right),$$

где  $MAX_I$  представляет собой максимальное значение пикселя в изображении. В случае, если пиксели представлены 8-ми битовыми значениями,  $MAX_I = 255$ . В общем случае при использовании для представления  $B$  бит максимально возможное значение для  $MAX_I$  равно  $2^B - 1$ .

Обычно для алгоритмов сжатия PSNR находится в диапазоне 30 – 40 dB.

Для моделирования процесса сжатия, были использованы блоки размером  $8 \times 8$  точек; квантование осуществлялось при помощи сети Gaussian ART. Для иллюстрации полученных результатов используется общепринятое изображение «Lena».

Для устранения зависимости значения критерия сходства от размерности входного пространства в выражение (2) была добавлена нормализация по этому параметру:

$$G_j(I) = e^{-\frac{0,5}{M} \sum_{i=1}^M \left( \frac{I_j - c_{ij}}{\sigma_{ij}} \right)^2} \geq \rho.$$

Также при использовании сети Gaussian ART возникает вопрос о подборе значений параметров  $\rho$  и  $\psi$ . Чем больше значение  $\rho$ , тем ближе должен находиться входной образ к центру кластера, чтобы удовлетворять критерию сходства, что при обучении приведет к последующему уменьшению значения  $\sigma_{ij}$  в соответствии с (5). Уменьшение значения  $\sigma_{ij}$ , в свою очередь, приведет к дальнейшему сближению входных образов и кластерного центра и т. д.

Таким образом, в процессе обучения размер кластера будет постоянно уменьшаться, что приведет к возникновению непокрытых образов и новых кластерных центров. При малых значениях  $\rho$  ( $\rho < e^{-2}$ ), может наблюдаться обратная ситуация, низкий порог для критерия сходства будет способствовать захвату новых входных образов и постоянному росту кластера, что приведет к его перекрытию с уже существующими. Данная проблема особенно проявляется в том случае, когда входные образы расположены близко друг к другу во входном пространстве и соседние кластеры пересекаются (такая ситуация обычна при векторном квантовании в алгоритме сжатия). В общем случае выбор значения параметра  $\rho$  зависит от решаемой задачи. В данной работе используется фиксированное значение  $\rho = e^{-1} \approx 0.368$ , а значение параметра  $\psi$  определяет начальные размеры кластера и соответственно грубость кластеризации и таким образом степень сжатия. При заданном значении параметра  $\rho$  размеры кластера в процессе обучения оставались стабильными.

Моделирование алгоритма сжатия показало практически идентичные результаты для сетей ART2-E и Gaussian ART, для сети Fuzzy ART степень сжатия немного меньше и результаты менее стабильны. Однако для реализации алгоритма работы сети Gaussian ART требуются значительно большие вычислительные ресурсы, чем для сети ART2-E, функции выбора, сходства и адаптации имеют более сложный вид и количество параметров на один образ более чем в два раза больше ( $n_j, c_{ij}, \sigma_{ij}$ ).

Также следует отметить, что этап векторного квантования на основе нейронных сетей ART вносит существенный вклад в общий результат работы алгоритма сжатия, т.е. степень сжатия и потеря качества аналогичны этим же параметрам на этапе ДКП + низкочастотная фильтрация и алгоритма Хаффмана (для алгоритма Хаффмана степень сжатия меньше, однако без потери информации).

В табл. 1 представлены результаты моделирования предложенного алгоритма, а также, для сравнения результатов сжатия с другими алгоритмами, представлены данные для алгоритмов JPEG, ART2-E и Fuzzy ART взятые из [9].

На рис. 1 и 2 приведены обобщенные графики зависимости PSNR и MSE от степени сжатия (CR) для всех алгоритмов.

### Выводы

В данной статье представлен новый алгоритм сжатия изображений на основе нейросетевого подхода. Основной его отличительной особенностью является то, что на этапе векторного квантования была применена ИНС Gaussian ART. Рассмотренный алгоритм сжатия более эффективен, чем алго-

ритм, основанный на использовании карт Кохонена и описанный в [10], и показал аналогичные результаты с алгоритмами, описанными в [9]. Результаты моделирования данного алгоритма свидетельствуют о возможности применения данного вида ИНС для сжатия изображений.

Таблица 1  
Сравнение результатов сжатия

|              | Q/ $\rho$ / $\psi$ | CR      | PSNR   | MSE     |
|--------------|--------------------|---------|--------|---------|
| JPEG         | 0                  | 58,215  | 24,110 | 252,389 |
|              | 10                 | 30,692  | 29,566 | 71,851  |
|              | 20                 | 20,403  | 31,848 | 42,490  |
|              | 30                 | 15,750  | 33,042 | 32,274  |
|              | 40                 | 13,078  | 33,814 | 27,023  |
|              | 50                 | 11,178  | 34,444 | 23,371  |
|              | 60                 | 9,611   | 35,059 | 20,284  |
|              | 70                 | 7,863   | 35,889 | 16,755  |
|              | 80                 | 6,073   | 37,046 | 12,837  |
|              | 90                 | 3,823   | 39,440 | 7,398   |
| 100          | 1,481              | 58,440  | 0,093  |         |
| ART2         | 0,950              | 101,893 | 26,395 | 149,127 |
|              | 0,960              | 82,319  | 27,356 | 119,519 |
|              | 0,970              | 49,762  | 28,821 | 85,298  |
|              | 0,975              | 42,235  | 29,467 | 73,513  |
|              | 0,980              | 33,552  | 30,184 | 62,331  |
|              | 0,984              | 21,209  | 31,590 | 45,090  |
|              | 0,986              | 17,818  | 32,113 | 39,971  |
|              | 0,988              | 14,296  | 32,691 | 34,990  |
|              | 0,989              | 12,602  | 32,931 | 33,110  |
|              | 0,990              | 7,853   | 34,330 | 23,994  |
| Fuzzy ART    | 0,970              | 97,633  | 23,396 | 297,49  |
|              | 0,980              | 79,983  | 27,525 | 114,97  |
|              | 0,982              | 48,626  | 27,211 | 123,58  |
|              | 0,984              | 39,585  | 27,613 | 112,66  |
|              | 0,986              | 36,596  | 28,296 | 96,263  |
|              | 0,988              | 24,274  | 28,166 | 99,186  |
|              | 0,990              | 19,964  | 29,021 | 81,473  |
|              | 0,992              | 17,191  | 30,475 | 58,29   |
|              | 0,994              | 13,678  | 31,528 | 45,739  |
|              | 0,996              | 8,1339  | 33,596 | 28,409  |
| Gaussian ART | 0,008              | 8,066   | 27,437 | 117,31  |
|              | 0,007              | 70,941  | 27,751 | 109,14  |
|              | 0,006              | 47,854  | 28,795 | 85,822  |
|              | 0,005              | 41,348  | 29,386 | 74,908  |
|              | 0,004              | 34,443  | 30,129 | 63,117  |
|              | 0,003              | 22,354  | 31,503 | 45,998  |
|              | 0,0025             | 18,700  | 32,130 | 39,815  |
|              | 0,002              | 15,298  | 32,565 | 36,023  |
|              | 0,0015             | 11,723  | 33,113 | 31,755  |
|              | 0,001              | 6,831   | 34,728 | 21,89   |

Дальнейшее направление исследований видится в применении различных модификаций алгоритмов работы сети ART, таких как, стратегия голосования, алгоритм упорядочивания, модифицированный алгоритм обучения [11 – 13] или в изменении общей схемы сжатия.

### Список литературы

1. Schmidhuber J. *Sequential Neural text Compression / J. Schmidhuber, S. Heil // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1996. – V. 7, N. 1 – P. 142-146.*

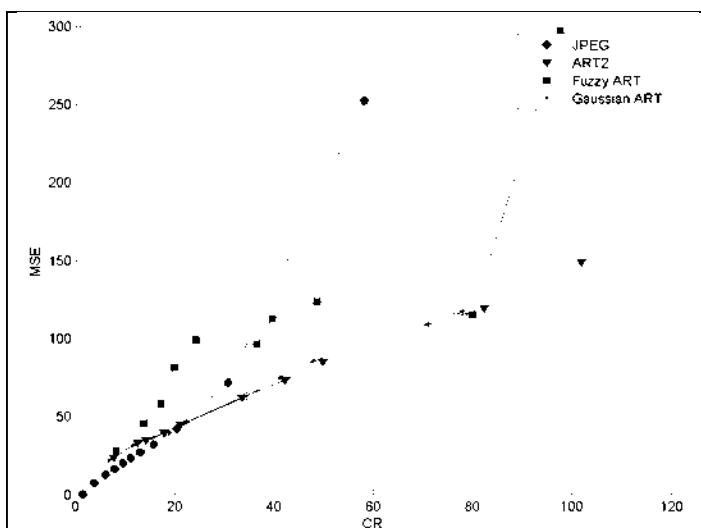


Рис. 1. Зависимости MSE от степени сжатия

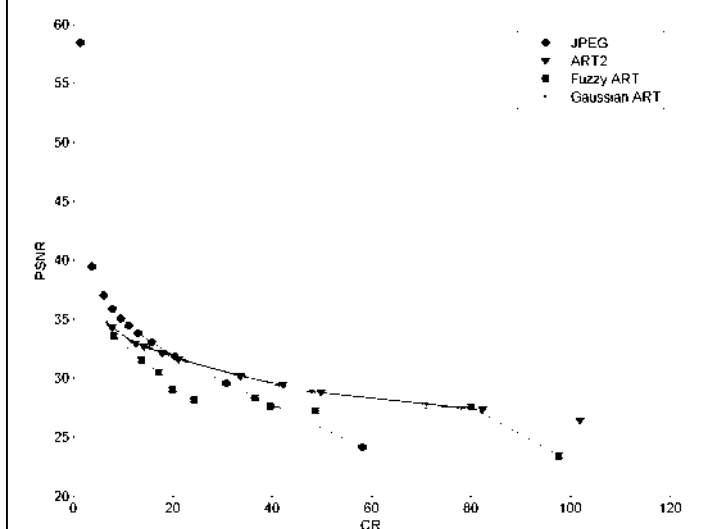


Рис. 2. Зависимости PSNR от степени сжатия

2. Williamson J.R. Gaussian ARTMAP: a neural network for fast incremental learning of noisy multidimensional maps / J.R. Williamson // *Neural Networks*. – 1996. – Vol. 9, № 5. – P. 881-897.

3. Williamson J.R. A constructive, incremental-learning network for mixture modeling and classification / J.R. Williamson // *Neural Computation*. – 1997. – Vol. 9,

№ 7. – P. 1517-1543.

4. Xu L. On convergence properties of the EM algorithm for gaussian mixtures / L. Xu, M.I. Jordan // *Neural Computation*. – 1996. – Vol. 8, № 1. – P. 129-151.

5. Platt J.C. A resource-allocating network for function interpolation / J.C. Platt // *Neural Computation*. – 1991. – Vol. 3, № 2. – P. 213-225.

6. Poggio T. A theory of networks for approximation and learning / T. Poggio, F. Girosi // *A.I. Memo*. – 1989. – № 1140.

7. Ahmed N. Discrete cosine transform / N. Ahmed, T. Natarajan and K. R. Rao // *IEEE Trans. Comput.* – 1974. – C-23. – P. 90-93.

8. Lei Sh.-M. An entropy coding system for digital HDTV applications / Sh.-M. Lei, M.-T. Sun // *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* – 1991. – 1 – P. 147-155.

9. Руденко О.Г. Сжатие изображений на основе нейронной сети ART / О.Г. Руденко, М.С. Сныткін // *Кибернетика и системный анализ*. – 2008. – № 6. – С. 10-16.

10. Amerijckx Ch. Image Compression by Self-Organized Kohonen Map / Ch. Amerijckx, M. Verleysen, P. Thissen, J.-D. Legat // *IEEE Trans. on Neural Net.* – 1998. – 9 – P. 503-507.

11. An ordering algorithm for pattern presentation in Fuzzy ARTMAP that tends to improve generalization performance / I. Dagher, M. Georgiopoulos, G.L. Heileman, G. Bebis // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1999. – Vol. 10, № 4. – P. 768-778.

12. Meneganti M. Fuzzy neural networks for classification and detection of anomalies / M. Meneganti, F.S. Saviello, R. Tagliaferri // *IEEE Transactions on Neural Networks*. – 1998. – Vol. 9, № 5. – P. 848-861.

13. A recursive algorithm for fuzzy min-max networks / A. Rizzi, M. Pannella, F.M. Fratalle Mascioli, G. Martinelli // *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN'2000)*. – 2000. – Vol. 6. – P. 541-546.

Поступила в редколлегию 5.03.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. С.Г. Удовенко, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

## СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ GAUSSIAN ART

О.Г. Руденко, М.С. Сниткін

В статті розглядається алгоритм стиснення зображень на основі нейронної мережі Gaussian ART, яка виконує операцію векторного квантування. Наведено опис алгоритму роботи і навчання нейронної мережі та алгоритму стиснення зображень. Також наводяться результати моделювання, які свідчать про ефективність запропонованого алгоритму для стиснення зображень.

**Ключові слова:** алгоритм стиснення, векторне квантування, дискретно-косинусне перетворення, нейронна мережа ART.

## IMAGE COMPRESSION BY NEURAL NETWORK GAUSSIAN ART

O.G. Rudenko, M.S. Snytkin

In this paper an algorithm of image compression is considered. The algorithm is based on Gaussian ART neural network. The network is used for vector quantization. The network's structure, its training algorithm and algorithm of image compression are described. The simulation results that show efficiency of the proposed algorithm of image compression are presented.

**Keywords:** compression scheme, vector quantization, discrete cosine transform, ART neural network.