

О. Г. Руденко, М. С. Сныткин

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕТЯМИ ART2, FUZZY ART И GAUSSIAN 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). В данной работе приводится сравнительный анализ JPEG-подобных алгоритмов сжатия видеоинформации использующих ИНС на основе теории адаптивного резонанса - ART2 [1-3], Fuzzy ART [4] и Gaussian ART [5] на этапе векторного квантования.

Сеть ART - попытка приблизить механизм запоминания образов в ИНС к биологическому. Результатом работы ART является устойчивый набор запомненных образов и возможность выборки «похожего» вектора по произвольному предъявленному на входе вектору. Важное качество ART - динамическое запоминание новых образов без полного переобучения и отсутствие потерь уже запомненных образов при предъявлении новых.

Структура и алгоритм работы сетей ART. В зависимости от вида входных переменных и способа их обработки различают следующие модели сетей ART: ART 1, использующая двоичные входные векторы; ART 2, использующая как двоичные, так и непрерывные векторы входов; ART 3, используемая для моделирования биологических процессов; Fuzzy ART, использующая нечеткую логику; ART MAP, представляющая собой комбинацию двух ART-сетей.

Структура любой сети ART (рис. 1) включает слой сравнения $F1$, слой распознавания $F2$, приёмник, модули весовых матриц и модуль сброса. Отличительной особенностью сети является то, что непрерывно изменяющийся вектор входных образов $I = (i_1, i_2, \dots, i_m)$ передается в прямом и обратном направлениях (резонирует) между слоями сети [2].

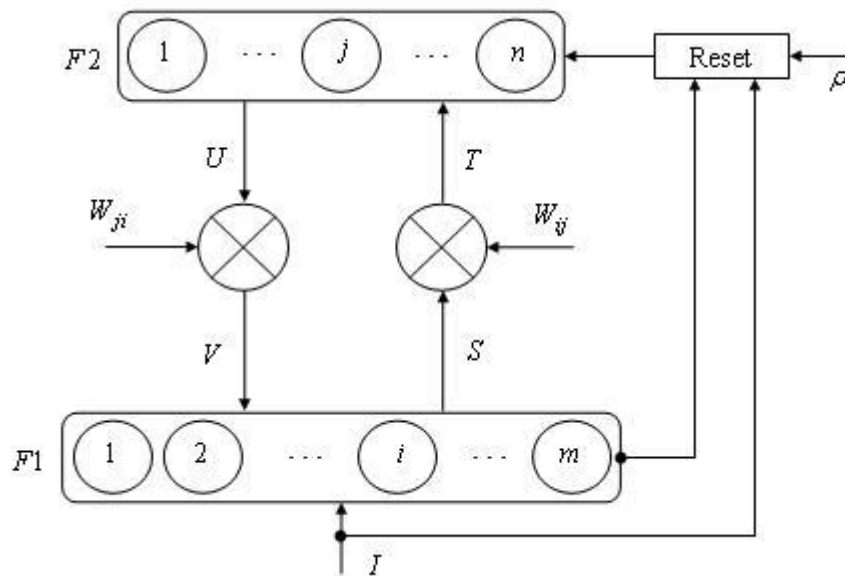


Рис. 1. Архитектура сети ART

Алгоритм, используемый для классификации в любом типе сети ART тесно связан с известным алгоритмом k -средних [3]. Оба используют по одному прототипу для представления каждого динамически изменяющегося класса. Алгоритм k -средних разбивает заданный набор входных образов на k групп. Параметр k , таким образом, определяет грубость раздела. В отличие от алгоритма k -средних, ART использует в качестве критерия минимальное требуемое сходство (чувствительность ρ) между образами, которые будут классифицированы в пределах одной группы. Результирующее число k групп, в этом случае, зависит от расстояния (с точки зрения определяющего показателя) между всеми входными образами, предъявленными сети в течение обучающих циклов.

Общая схема сжатия видео информации состоит из таких основных шагов (рис. 2): дискретно-косинусное преобразование, векторное квантование, дифференциальное кодирование, энтропийное кодирование [6].



Рис. 2. Общая схема сжатия изображения

Все рассматриваемые алгоритмы сжатия включают следующие шаги:

1. Условное разбиение исходного изображения на квадратные блоки размером $n \times n$ пикселей, например, 4×4 или 8×8 .
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 (в зависимости от алгоритма ART2, Fuzzy ART или Gaussian 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.

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 моделирования процесса сжатия, были использованы блоки размером 8×8 точек; для иллюстрации полученных результатов используется общепринятое изображение «Lena».

Моделирование алгоритмов сжатия показало практически идентичные результаты для сетей ART2 [7] и Gaussian ART [8], для сети Fuzzy ART [9] 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, функции выбора, сходства и адаптации имеют более сложный вид и количество параметров на один образ более чем в два раза больше.

Также следует отметить, что этап векторного квантования на основе нейронных сетей ART вносит существенный вклад в общий результат работы алгоритмов 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 таблице 1 представлены результаты моделирования рассматриваемых алгоритмов при использовании сетей ART2, Fuzzy ART и Gaussian ART, а также, для сравнения результатов, данные для алгоритма JPEG.

Таблица 1.

| | Q/ρ/ψ | 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 |

На рисунках 3 и 4 приведены обобщенные графики зависимости PSNR и MSE от степени сжатия (CR) для всех алгоритмов.

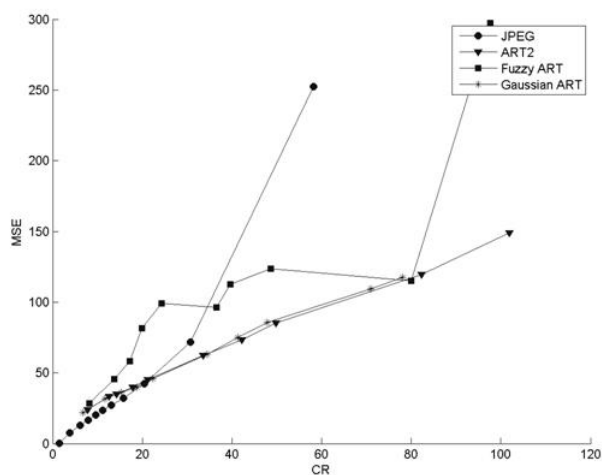


Рис. 3.- Зависимости MSE от степени сжатия

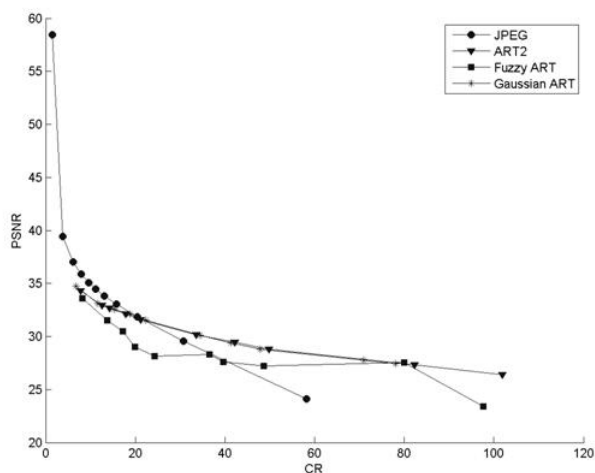


Рис. 4. Зависимости PSNR от степени сжатия

Выводы. В данной работе представлены алгоритмы сжатия изображений на основе нейросетевого подхода, а также проведен сравнительный анализ их эффективности при использовании различных ИНС ART. Моделирование алгоритмов в среде Matlab показало подобные результаты для сетей ART2 и Gaussian ART, а для сети Fuzzy ART - более низкую степень сжатия и стабильность. Также следует отметить, что для реализации алгоритма сети Gaussian ART требуются значительно большие вычислительные ресурсы, чем для сети ART2. Результаты моделирования работы алгоритмов свидетельствуют о возможности применения данного вида ИНС для сжатия изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Руденко О.Г., Бодянский Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Харьков: ТЕЛТЕХ, 2002. – 317 с.
2. G. A. Carpenter and S. Grossberg. ART 2: Self-organization of stable category recognition codes for analog input patterns // Appl. Opt. – 1987. – vol. 26 – P. 4919-4930.
3. G. A. Carpenter. The art of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network // IEEE Computer. – 1987. – P. 88.
4. Carpenter G. A. Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system / G. A. Carpenter, S. Grossberg, D. B. Rosen // Neural Networks. – 1991. – Vol. 4. – P. 759-771.
5. 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.
6. 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.
 7. Руденко О. Г. Сжатие изображений на основе нейронной сети ART / О. Г. Руденко, М. С. Сныткин // Кибернетика и системный анализ. – 2008. – №6. – С.10-16.
 8. Руденко О. Г. Применение нейронной сети Gaussian ART в алгоритмах сжатия изображений / О. Г. Руденко, М. С. Сныткин // Системы обработки информации. – 2012. – Том 2. – №3. – С.90-93.
 9. Руденко О. Г. Сжатие изображений с помощью нейронной сети Fuzzy ART / О. Г. Руденко, М. С. Сныткин // Бионика интеллекта. – 2012. – №1. – С.45-48.

РУДЕНКО Олег Григорьевич – д.т.н., профессор, зав. кафедрой ЭВМ, кафедра ЭВМ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники

СНЫТКИН Максим Сергеевич – научный сотрудник, кафедра ЭВМ, Харьковский национальный университет радиоэлектроники