



В качестве тестовой выборки использовался курс акций Apple Inc (AAPL) за период с 31 декабря 2004 года по 7 апреля 2017 года [4].

Исследование работы сети с разными функциями активации показало, что использование ядра Епанечникова СКО прогноза равняется 0,015, при использовании квадратичной ядерной функции – 0,016. При использовании функция Гаусса СКО составляет 0,019.

В результате проведенного эксперимента было установлено, что при использовании ядро Епанечникова показывает результаты лучше, чем функция Гаусса и квадратичная ядерная функция.

### Литература

1. Латыш, С.К., Исследование аппроксимативных возможностей радиально-базисной сети с различными функциями активации [Текст] / С. А. Прохоров, И. А. Лёзин, И. В. Лёзина, С. К. Латыш, С. А. Саиян – Известия Самарского научного центра Российской академии наук, Механика, т.15, №4, 2013. – с. 271–274. – ISSN 1990-5378.
2. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Пер. с польского И. Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.: ил.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание.: [пер. С англ]. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
4. Apple Inc. (AAPL) [Электронный ресурс]/Yahoo URL: <https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/history?ltr=1> (дата обращения: 01.20.2018).

С.С. Бекназарова

## ОПИСАНИЕ ПОТОКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ПОЛИНОМОВ

(Ташкентский университет информационных технологий  
им. Мухаммада Ал-Хорезми)

Аннотация: Алгоритм цифровой обработки позволяют преобразовывать изображения для улучшения их визуального восприятия, обеспечения их хранения, передачи, визуализации в электронном виде и дальнейшего анализа заложенной в них информации.

Abstract: digital processing algorithm capable of converting images to improve their visual perception, ensuring their storage, transfer, visualization in electronic form and further analysis laid down in them.

Ключевые слова: управление, яркость изображения, полиномы.

Keywords: control, the brightness of the image, polynomials.

Цифровая обработка изображений является бурно развивающейся областью науки. Исследование и разработка методов и алгоритмов обработки и анализа информации представленной в виде цифровых изображений является



весьма актуальной задачей. Цифровая обработка изображений является одним из приоритетных направлений науки и техники. Это обуславливается тем, что изображения используются в качестве средства получения визуальной информации в системах наблюдения, технического зрения, видеотелефонии, телевидения, автономных интеллектуальных системах, телемедицине и др. Поэтому методы обработки визуальной информации, обеспечивающие повышение визуального качества восприятия изображений, сжатие данных для хранения и передачи по каналам связи, а также анализ, распознавание и интерпретацию зрительных образов для принятия решения и управления поведением автономных технических систем играют все более важную роль [3].

Алгоритм управления яркостью изображения предназначен для коррекции дефектов изображения путем применения формулы (1).

$$z_n = U_{\theta-1}^{-1} \left( \frac{1}{2} C \right) U_{\theta-n-1} \left( \frac{1}{2} C \right) \left[ z_0 + \sum_{k=1}^{n-1} U_{k-1} \left( \frac{1}{2} C \right) (u_k - v_k) \right] + \\ + U_{\theta-1}^{-1} \left( \frac{1}{2} C \right) U_{n-1} \left( \frac{1}{2} C \right) \left[ z_\theta + \sum_{k=n}^{\theta-1} U_{\theta-k-1} \left( \frac{1}{2} C \right) (u_k - v_k) \right]. \quad (1)$$

где:  $z_0$  и  $z_\theta$  - строки исходных данных для вычисления коэффициентов коррекции, они задаются напрямую из изображения (это первая и последняя строки исследуемой области);  $U_{\theta-1}^{-1}$  - обратная матрица от матричного полинома Чебышева в степени  $\theta-1$ ;  $U_{\theta-n-1}^{-1}$  - матричного полинома Чебышева в степени  $\theta-n-1$ ;  $C$  - квадратная матрица Якобиева - трехдиагональная матрица, аргумент для вычисления полиномов Чебышева  $U_n$ ;  $U_{k-1}$  - матричного полинома Чебышева в степени  $k-1$ ;  $u_k$  и  $v_k$  - параметры управления в виде векторов;  $n$  - номер строки в матрице коэффициентов коррекции для матрицы яркостей;  $k$  - текущий индекс суммируемого массива;  $\theta$  - параметр указывающий размерность всех матрицы (яркости, коррекции) векторов управления [1,2].

В результате обработки достигается требуемой яркостью, который позволяет скорректировать яркость пикселей в выделенной области изображения за счет коэффициентов управления. При этом создаются две дополнительные матрицы размером выделенной области изображения, которые заполняются значениями  $U$  и  $V$ . Далее алгоритм просматривает все точки изображения и для каждой вычисляет перебором значения  $U$  и  $V$ , соответствующие условию, и найденные значения затем записывает в соответствующие элементы дополнительных матриц. После того, как будут просмотрены все точки, происходит процесс суммирования их текущих значений с вычисленными  $U$  и  $V$ , т. е.

$$Z'_{i,j} = Z_{i,j} - U_{i,j} + V_{i,j},$$

где  $Z$  и  $Z'$  - матрица значений яркости до и после коррекции,  $U$  и  $V$  - матрицы управляющих значений. В результате выполнения этого шага резкость и четкость изображения увеличиваются.

Данный алгоритм использует следующие шаги обработки:



1). На изображении выделяется квадратная рабочая область, поскольку использование только квадратных матриц обусловлено наличием в формуле (6.1) обратной матрицы, существующей только для квадратных матриц.

Далее определяется исследуемая область путем добавления сверху и снизу к рабочей области по одной строке пикселей текущего изображения, шириной рабочей области[4].

2). Производится поиск эталонных коэффициентов коррекции яркости, который осуществляется по следующим правилам:

$$\begin{aligned} \text{если } z_{ij} \in [\beta, \beta + \varepsilon] &\Rightarrow K_{ij} = 0 \\ \text{если } z_{ij} < \beta &\Rightarrow K_{ij} = \beta - z_{ij} \\ \text{если } z_{ij} > (\beta + \varepsilon) &\Rightarrow K_{ij} = (\beta + \varepsilon) - z_{ij} \end{aligned}$$

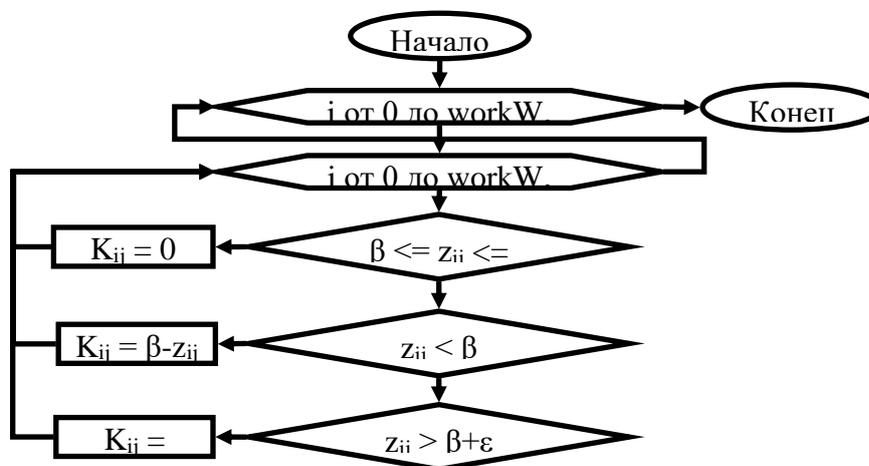


Рис. 1. Алгоритм поиска эталонных коэффициентов коррекции яркости

3). Производится подготовка  $N$  матричных полиномов Чебышева (от  $U_0$  до  $U_{\theta-1}$ ). Формулы (2) используется для вычисления коэффициентов, подставляемых в формулу (1). При этом коэффициенты выражены как матричные полиномы Чебышева в степени от 0 до  $\theta-1$ .

4) Производится вычисление коэффициентов коррекции для  $n$ -ной строки исследуемой области,  $n \in [1, \theta - 1]$ . Причем, для каждой строки (кроме первой и последней, они используются как опорные) из исследуемой области по формуле (6.2) вычисляются коэффициенты управления  $u, v$  и по ним вычисляются коэффициенты коррекции яркости.

### Литература

1. Безруков В.Н. Специфика видеоконтроля изображений вещательного телевидения, Материалы международного конгресса НАТ, Москва, 2002. - С.215-216.

2. Воробель, Р.А. Повышение контраста изображений с помощью модифицированного метода кусочного растяжения. Отбор и обработка информации / Р.А. Воробель, И.М. Журавель -М.: 2000, -№14 (90), -С. 116-121.



3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений / Перев. с англ. — М.: Техносфера, 2006. — 1070 с.
4. Гонсалес, Р. «Цифровая обработка изображений» [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс - М.: «Техносфера», 2005. - 1073 с.
5. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс: пер. с англ. под ред. П. А. Чочиа. — М.: Техносфера, 2006. - 1072 с. — ISBN 5-94836-028-8.

Д.В. Безруков, И.М. Куликовских

## МОДЕЛЬ ДОЛГОВРЕМЕННОЙ ПАМЯТИ НЕОКОГНИТРОНА

(Самарский национальный исследовательский университет  
им. академика С.П. Королева)

В 1980 году Кунихико Фукусима представил неокогнитрон, нейронную сеть прямого распространения, способную распознавать рукописные цифры, а в 1988 году опубликовал документ, описывающий реализованный и функциональный экземпляр Неокогнитрона. Сеть основана на результатах Хьюбеля и Вайзеля, согласно которым существует 2 типа клеток в первичной зрительной коре: S-типа и C-типа (простые и сложные соответственно). Клетки S-типа используются для выявления локальных признаков, а клетки C-типа используются для компенсации искажений. Локальные признаки обобщаются поэтапно от более простых к более сложным.

Существуют различные модификации неокогнитрона – включение в сеть дополнительных слоев, модификация позволяющая проводить обучение с учителем [1,2], модификация двойного порогового значения и многие другие. В данной статье будет предложен вариант добавления в модель неокогнитрона модуля памяти. Такая модификация неокогнитрона позволит применять его для данных, в которых важны такие возможности модели как:

- Устойчивое распознавание образов
- Обработка последовательных данных

Примером таких данных являются:

- Распознавание образов на видео [3]
- Временные ряды (финансовые данные) [4, 5]
- Распознавание рукописного текста в режиме online

### Задача

Построить математическую модель для классификации, соединяющую в себе искусственную нейронную сеть сверточного типа неокогнитрон для распознавания локальных признаков, а также модуль долгосрочной памяти.