

# Компенсация сферических искажений на фотоснимках с помощью нейронных сетей

Мария Карасёва  
Московский Государственный Университет,  
Москва, Россия  
loginus@yandex.ru

## Аннотация

В настоящей работе предлагается новый метод компенсации сферических искажений, появляющихся при съёмке короткофокусной камерой, который основан на применении искусственных нейронных сетей. Для данной задачи нейросети имеют ряд преимуществ перед точными методами, поскольку нейросети менее чувствительны к погрешности задания исходных данных, а также обладают так называемым свойством обобщения. Это существенным образом используется в настоящей работе при реконструкции изображений с априорно неизвестными характеристиками объектива.

**Ключевые слова:** нейросети, обработка изображений, сферические искажения.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

В данной работе рассматривается эффективный способ компенсации сферических искажений, которые возникают при съёмке короткофокусной камерой (камерой с большим углом обзора), рис. 1. В этой задаче можно выделить два случая. В первом случае мы имеем дело с конкретным объективом, во втором – свойства объектива априори не известны.



Рис. 1. Пример снимка, сделанного фотоаппаратом «Зенит» с 16 мм объективом.

Для случая, когда известны параметры объектива, мы можем сфотографировать тестовое изображение, например, листок бумаги в клетку. В результате мы имеем возможность сопоставлять искажённое и неискажённое изображения.

Для второго случая нам необходимо ввести параметр  $s$ , рис.2, который назовём степенью сферичности искажения. Положим  $s = \rho/\rho_{max}$ , где  $\rho$  - расстояние от угловой точки снимка до угла рамки, ограничивающей снимок, а  $\rho_{max}$  – максимально возможное такое расстояние (предельный случай: квадратная рамка снимка превращается в окружность).

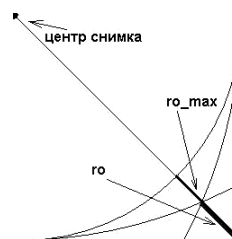


Рис. 2. Пояснение к определению параметра  $s$ .

Обычно для компенсации таких искажений применяются алгоритмы, основанные на полиномиальном преобразовании координат. Пусть  $(x,y)$  – точка на эталонном изображении, а  $(x',y')$  – на искажённом. Тогда преобразование имеет вид:

$$(1) \quad x' = \sum_{i,j=0}^n a_{ij} x^i y^j; \quad y' = \sum_{i,j=0}^n b_{ij} x^i y^j; \quad (n \text{ обычно равно } 2 \text{ или } 4)$$

Для определения  $a_{ij}$  и  $b_{ij}$  необходимо выделить некоторые точки на изображениях, для которых мы знаем соответствие координат, и решить для них систему (1). Выбранные точки назовём опорными. Как известно [2], алгоритмы такого типа очень чувствительны к точности задания исходных данных (то есть опорных точек). Это приводит к мысли использовать для преобразования координат специально настроенную нейросеть. Преимущество нейросетей также состоит в том, что алгоритм компенсации искажений можно обобщить на случай произвольной степени сферичности. Это означает, что можно настроить сеть на нескольких изображениях, сделанных разными объективами, и после этого настроенная сеть будет адекватно преобразовывать изображения и для других значений  $s$ .

## 2. АЛГОРИТМ КОМПЕНСАЦИИ ИСКАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТИ

### 2.1 Случай известной камеры

Пусть у нас есть искажённое и эталонное изображения. Предлагается следующий алгоритм компенсации искажений:

- Выберем  $n$  опорных точек, на которых будем настраивать сеть.

- Настроим сеть. Для  $\forall i \in [1, n]$  подадим на вход сети  $(x_i, y_i)$  – координаты  $i$ -ой опорной точки в эталонном изображении, а на выход  $(x'_i, y'_i)$  – координаты  $i$ -ой опорной точки на искажённом.
- Подадим на вход сети координаты точек эталонного изображения, которые не являлись опорными, и найдём их образы:  $(x', y') = \text{Network Output}(x, y)$ . Так, благодаря способности нейросети к обобщению, мы получаем соответствие координат для точек искажённого и неискажённого изображений.
- Согласно полученному соответствию координат восстановим цвет всех точек на неискажённом изображении.

Архитектура сети приведена на рис.3. Вид передаточных функций такой (по слоям соответственно):  $f(x) = x$ ,  $f(x) = 1/(1+e^{-ax})$ ,  $f(x) = 1/(1+e^{-ax})$ ,  $f(x) = x$ . Численный эксперимент показал, что наилучшая скорость настройки достигается при  $a = 0.6$ . Нелинейность передаточной функции в скрытых слоях обеспечивает увеличение «ёмкости» двухслойной сети по сравнению с однослойной. Во входном и выходном слоях не требуется никакого особенного преобразования данных.

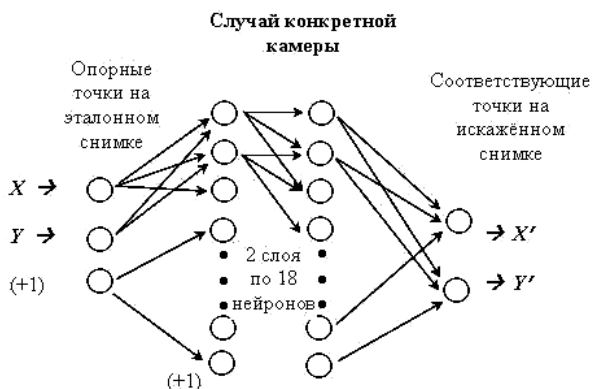


Рис. 3. Архитектура сети для случая фиксированного  $s$ .

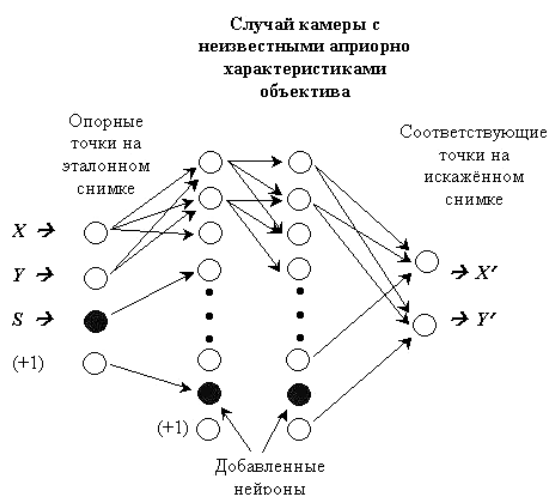


Рис. 4. Архитектура сети для случая переменного  $s$ .

После настройки подадим на вход сети координаты всех остальных точек эталонного изображения и получим на выходе координаты точек на искажённом. Таким образом, мы построили соответствие координат, согласно которому можно преобразовать искажённое изображение. Для каждого пикселя имеем следующее. Цвет пикселя на восстановленном изображении равен цвету того пикселя на искажённом, в который переходит этот пиксель с помощью построенного нами преобразования нейросетью. Пример обработки изображения приведён на рис. 5.

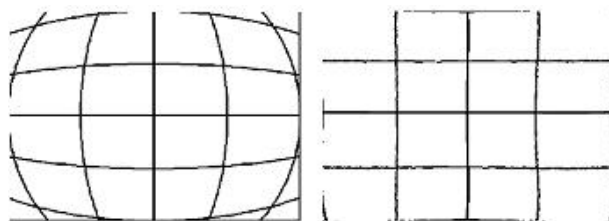


Рис. 5. Результат обработки тестового изображения

Проведённые численные эксперименты показали, что оптимальное число точек для настройки сети – это 17. Один из способов выбора таких точек предложен на рис. 6. Следует распределять их так, чтобы опорных точек было больше на периферии снимка, где присутствуют наибольшие искажения.

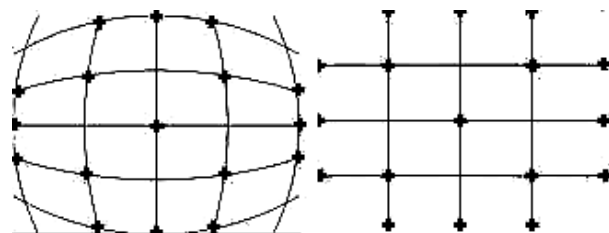


Рис. 6. Один из способов выбора опорных точек.

## 2.2 Случай неизвестных свойств объектива

Пусть мы не знаем  $s$ . Настроим сеть на некоторых наборах опорных точек, которые взяты с изображений, сделанных разными объективами. В ранее использованную сеть рис. 3 добавим нейроны, как показано на рис. 4. Настройка сети проводится следующим образом: на вход подаются тройки  $(x, y, s)$  – координаты опорных точек на эталонном изображении и значение  $s$ , на выходе стремимся получить  $(x', y')$  – координаты точек, соответствующих  $(x, y)$  на искажённом изображении при заданном  $s$ . Нами были подготовлены наборы опорных точек для разных значений  $s$ , рис. 7. Для настройки были использованы первые шесть из девяти представленных значений  $s$ , а остальные были использованы как тестовые данные. На них проверялась способность нейросети к обобщению (адекватность преобразования координат для значений  $s$ , которые не использовались при настройке).

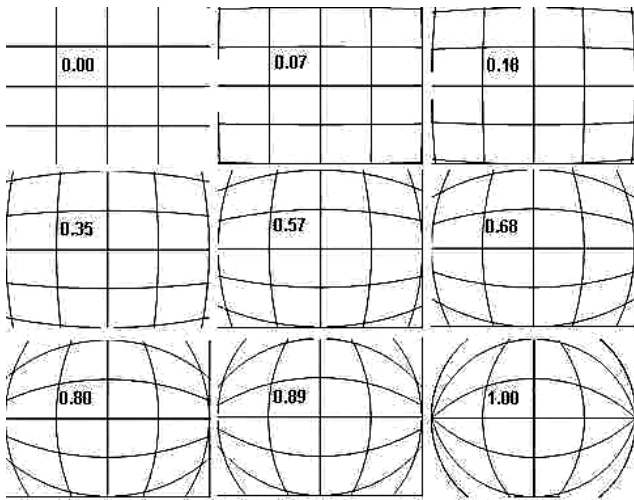


Рис. 7. Преобразования координат для разных значений  $s$ .

Будем понимать под точностью настройки значение ошибки в сети ( $Y$  и  $T$  – реальный и желаемый выходные векторы):

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{N-1} (Y_j - T_j)^2$$

В обоих рассмотренных случаях ( $s$  фиксированное или переменное) при настройке сети была достигнута точность 0.46%, что несколько больше, чем погрешность задания опорных точек. Это было сделано специально, поскольку требование большей точности может привести к переобучению сети. Переобучением сети [1] называется ситуация, когда сеть хорошо воспроизводит то, на чём её настраивали, но плохо обобщает построенное отображение на другие, ранее не известные ей данные. В нашем случае это означает, что результирующее изображение будет искривлено непредсказуемым образом. Было экспериментально найден оптимальный диапазон точности: от 0.3% до 0.6%. Если всё-таки точность не устраивает пользователя, то нужно работать с изображениями большей размерности, тогда погрешность задания опорных точек будет меньше в процентном отношении.

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ ПРИМЕНЕНИЯ НАСТРОЕННОЙ НЕЙРОСЕТИ ДЛЯ КОМПЕНСАЦИИ ИСКАЖЕНИЙ

На рис. 8 представлен результат обработки изображения, приведенного на рис. 1. В этом случае нам были известны параметры объектива.



Рис. 8. Результат реконструкции снимка, изображённого на рис.1.

На следующих рисунках приведены результаты реконструкции изображений, для которых сферичность объектива не была известна. Величина сферичности подбиралась «на глаз». Для реконструкции снимка рис. 9 наилучший результат был достигнут при  $s = 0.72$ , а для снимка рис. 11 – при  $s = 0.21$ .

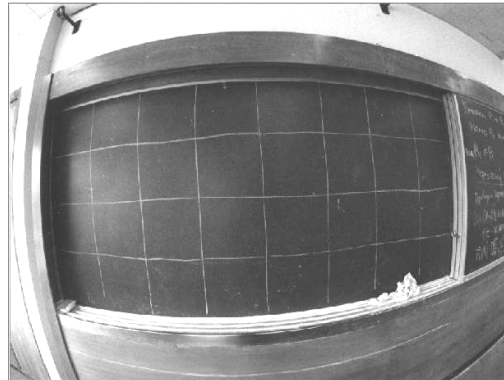


Рис. 9. Исходное изображение. Параметры объектива не известны.

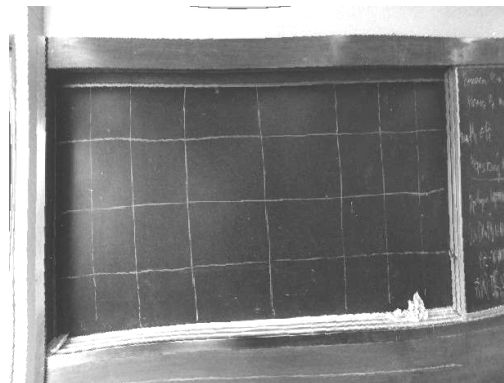


Рис. 10. Результат обработки изображения, приведённого на рис. 9.



Рис. 11. Исходное изображение.  
Параметры объектива не известны.



Рис. 12. Результат обработки изображения,  
представленного на рис.11.

#### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе проанализирована возможность применения искусственных нейронных сетей для компенсации сферических искажений. Рассмотрены два случая: когда известны параметры объектива, и когда параметры не известны и имеется в наличии только искажённый снимок. Для обоих случаев найдены наиболее удачные архитектуры сетей и способы выбора параметров передаточных функций нейронов. Проведены расчёты, показавшие высокую эффективность предложенного метода.

#### 5. БИБЛИОГРАФИЯ

[1] Р.Каллан. *Основные концепции нейронных сетей*. Изд-во: Вильямс. Серия: Основы вычислительных систем. ISBN 5-8459-0210-X, , 2002 г.

[2] Ф.Уоссермен *Нейрокомпьютерная техника: теория и практика*. <http://www.codenet.ru/progr/alg/nks/>

[3] R. Mohr, B. Trigs. *Projective Geometry for Image Analysis*. ISPRS96, Tutorial, 1996.

[4] M. Winzker, U. Rabeler. *Electronic distortion correction for multiple image layers*. Journal of the SID, 11/2, 2003, pp. 309-316.

#### Об авторе

Мария Карасёва студентка 5 курса факультета ВМК МГУ. Адрес: Москва, 119899, Воробьевы горы, МГУ, 2-й учебный корпус, факультет ВМК, кафедра Автоматизации Научных Исследований.

E-mail: [loginus@yandex.ru](mailto:loginus@yandex.ru). Тел.: +7 (095) 924-50-16.

## Spherical distortion correction at photographs by neural networks

#### Abstract

This paper is devoted to new method of spherical distortion correction at photographs, which have been made by short-focal-length lens. New method, based on neural networks application, is proposed in this paper. For this task neural networks have an advantage in comparison with precise methods, because neural networks are less sensitive to initial data accuracy. Moreover, generalization properties of neural networks are used essentially for reconstruction of images with a priori unknown distortion parameters.

**Keywords:** *spherical distortion, neural networks, image processing.*

#### About the author

Maria Karaseva is a student at Moscow State University, Department of Computational Mathematics and Cybernetics. Her contact email is [loginus@yandex.ru](mailto:loginus@yandex.ru). Tel. : +7 (095) 924-50-16.