

# Применение сверточных нейронных сетей к задаче классификации трехмерных моделей

---

ОБУЧАЮЩИЙСЯ:

ВАКУЛИН А.А.

РУКОВОДИТЕЛИ:

КРЫЛОВЕЦКИЙ А.А.

ЧЕРНИКОВ И.С.

ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ КОМПЬЮТЕРНЫХ НАУК  
КАФЕДРА ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

# Цель:

---

Разработка математических методов и алгоритмов классификации трёхмерных объектов с помощью сверточных нейронных сетей

# Задачи:

---

- Исследование возможных представлений (дескрипторов) трехмерных объектов
- Исследование технологий сверточных нейронных сетей и построение архитектуры сети для решения поставленных задач
- Создание программной реализации системы распознавания трехмерных объектов с использованием сверточных нейронных сетей

# Система классификации

---

- Формирование базы данных
- Подготовка данных
- Построение глобальных дескрипторов поверхности
- Обучение сверточной нейронной сети

# Формирование базы данных

## Princeton Shape Benchmark

---

- 540 объектов
- 3 класса



«Самолет»



«Мебель»



«Человек»

Рис.1: Классы объектов, выбранные для распознавания

# Подготовка данных

## Контроль разрешения объектов

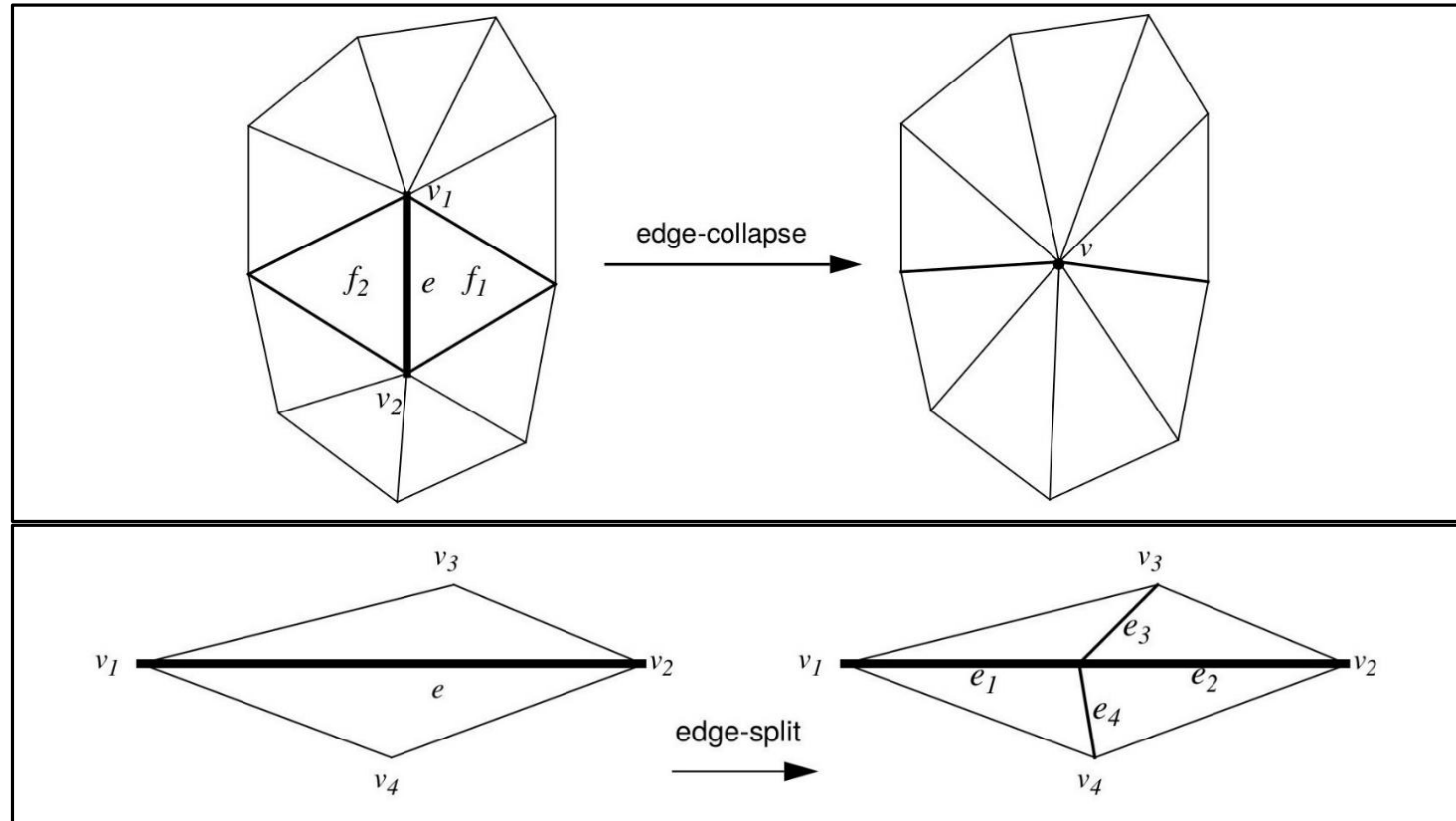


Рис. 2: Базовые операции алгоритма контроля разрешения трехмерных объектов. Ребро свернуто в точку(верхний рисунок). Ребро разделено на два(нижний рисунок)

# Построение дескрипторов

## Спиновые изображения

---

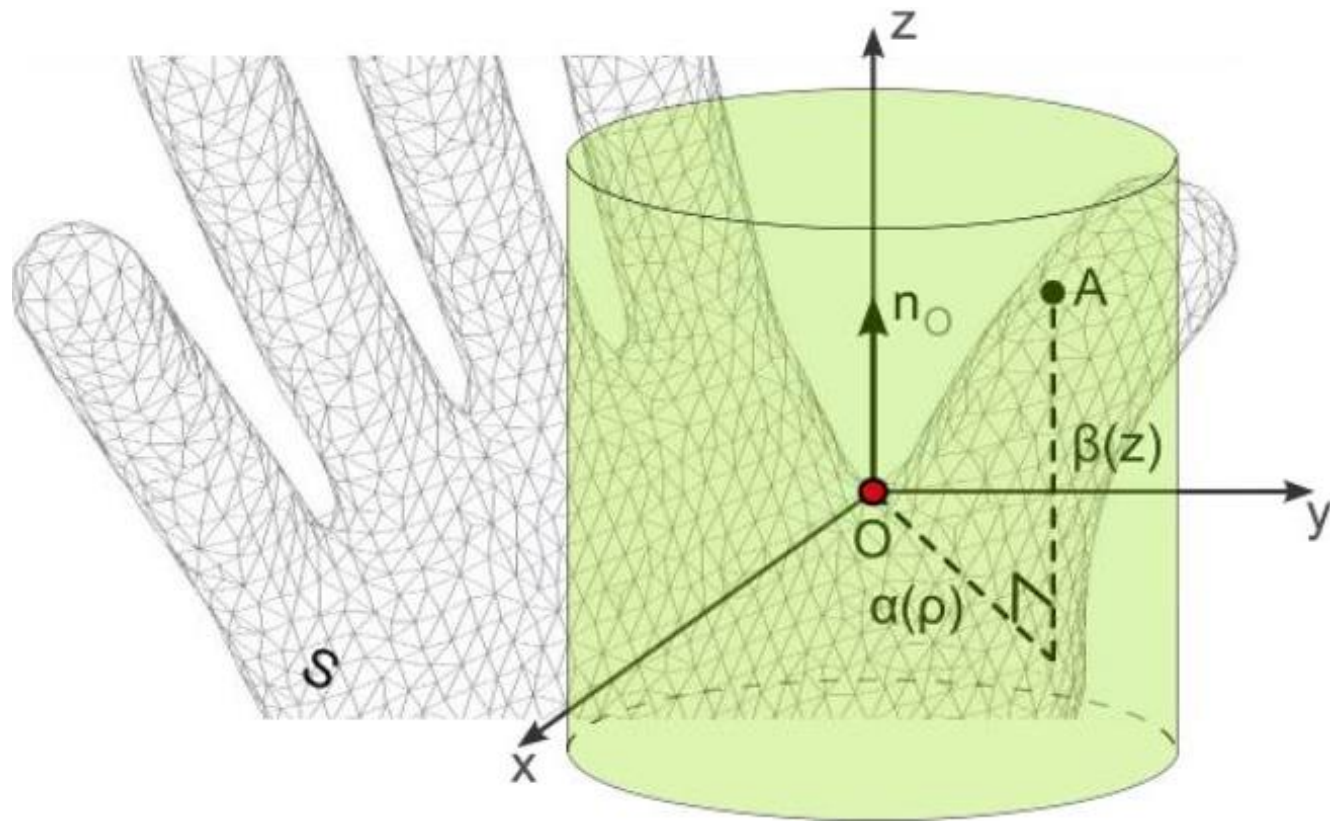


Рис. 3: Относительные координаты спинового изображения  $\alpha$  и  $\beta$

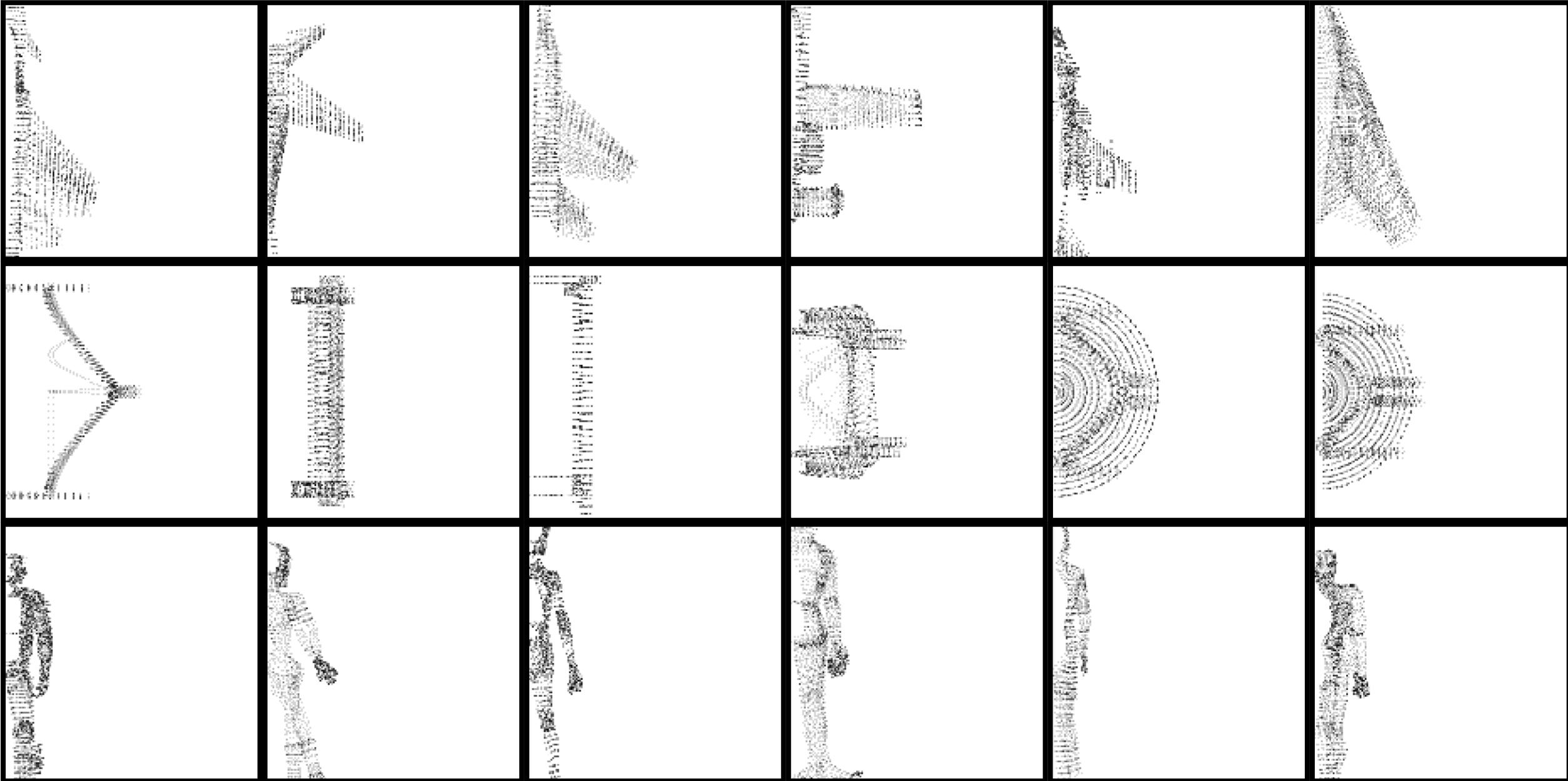


Рис. 4: Примеры спиновых изображений



# Сверточная нейронная сеть

## Общее представление

---

- Сверточный слой (convolutional)
- Слой объединения (pooling)
- Слой полносвязной нейронной сети

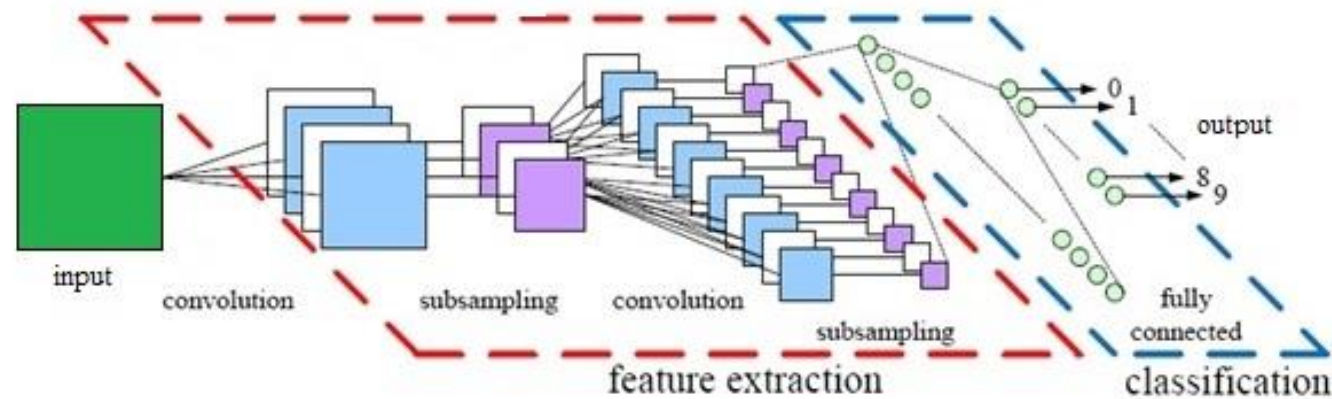
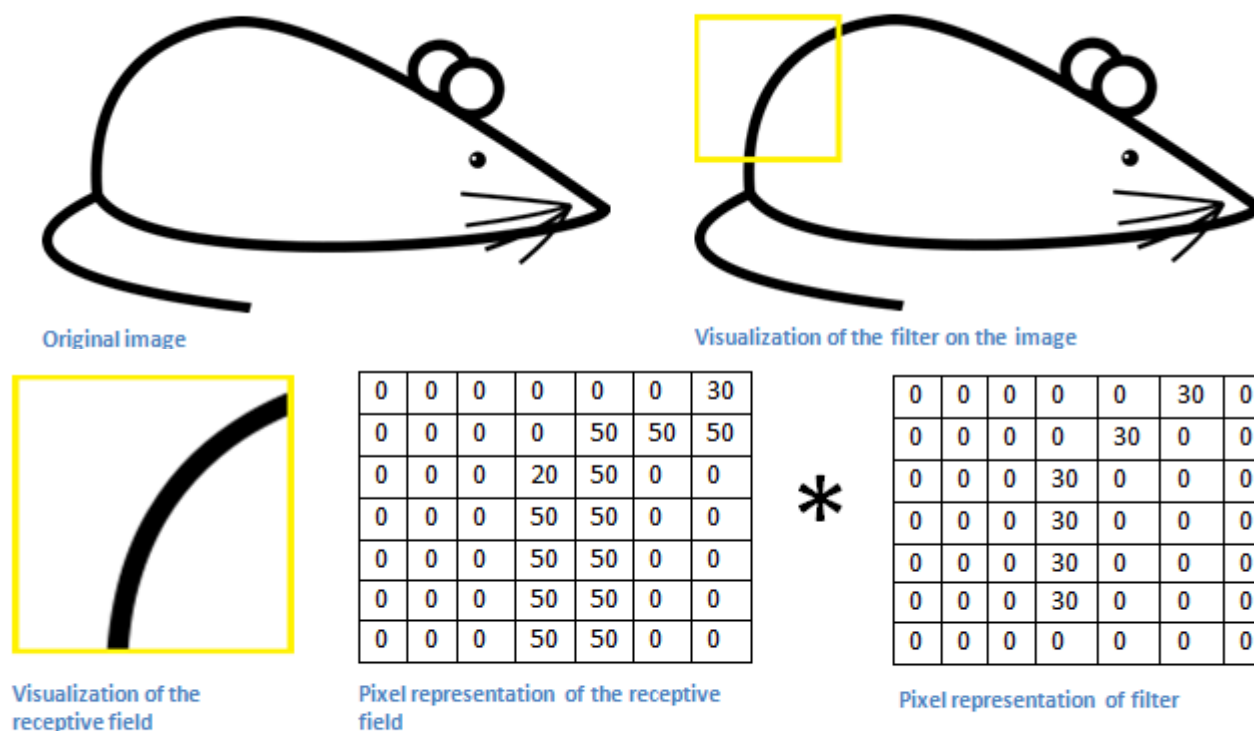


Рис. 5: Общая схема сверточной нейронной сети

# Сверточная нейронная сеть

## Сверточный слой (convolutional)



Multiplication and Summation =  $(50*30)+(50*30)+(50*30)+(20*30)+(50*30) = 6600$  (A large number!)

Рис. 6: Пример работы сверточного слоя

# Сверточная нейронная сеть

## Слой объединения (pooling)

---

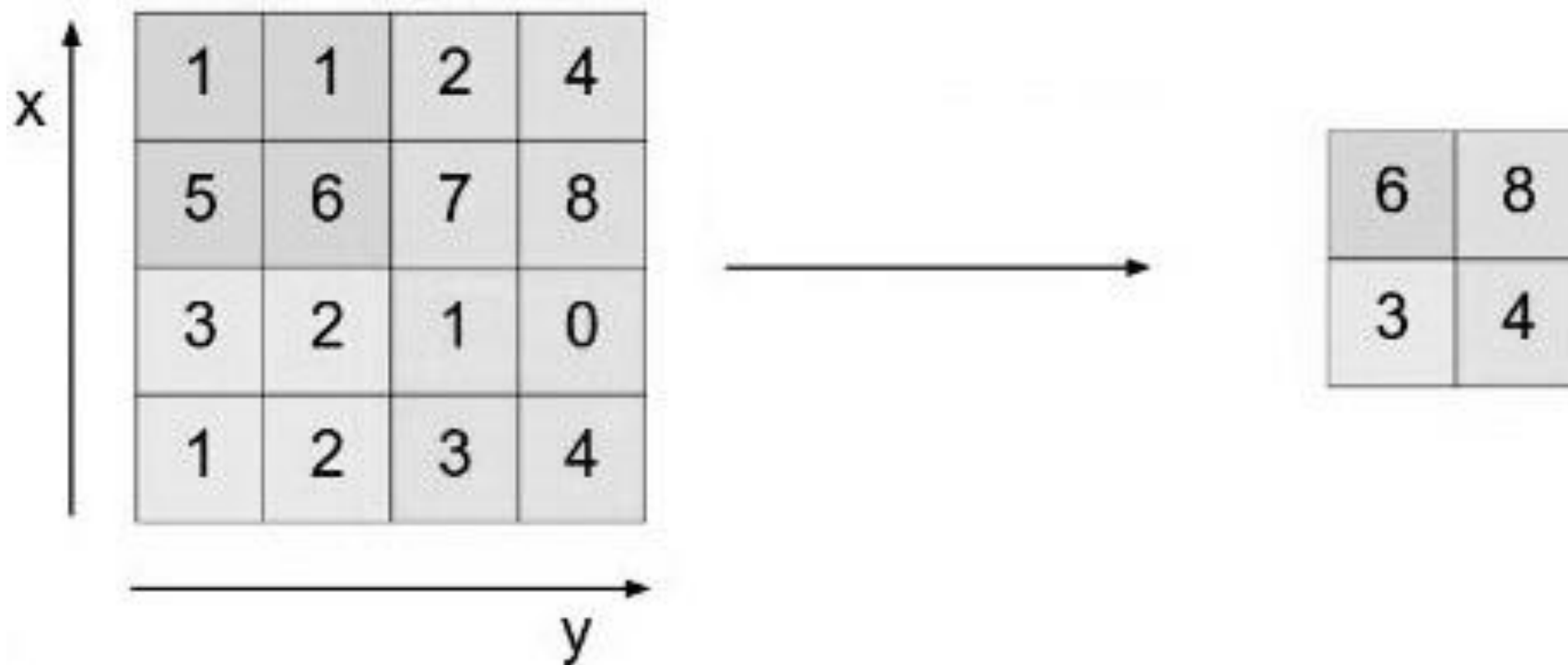


Рис. 7: Пример работы слоя объединения

# Реализация системы №1

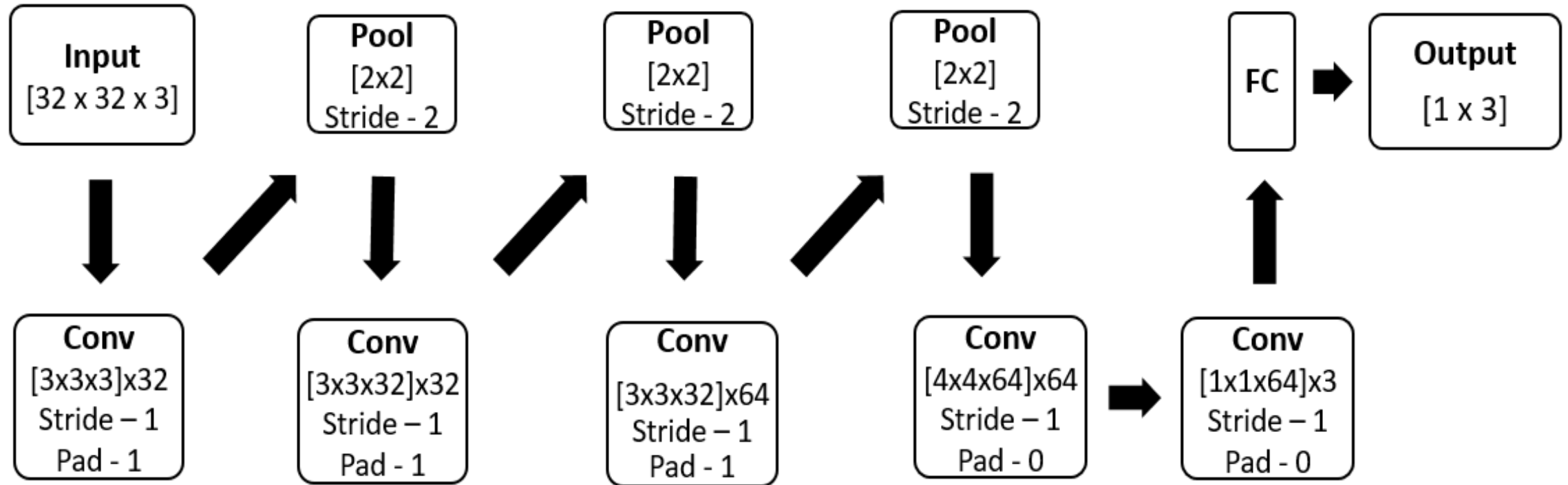
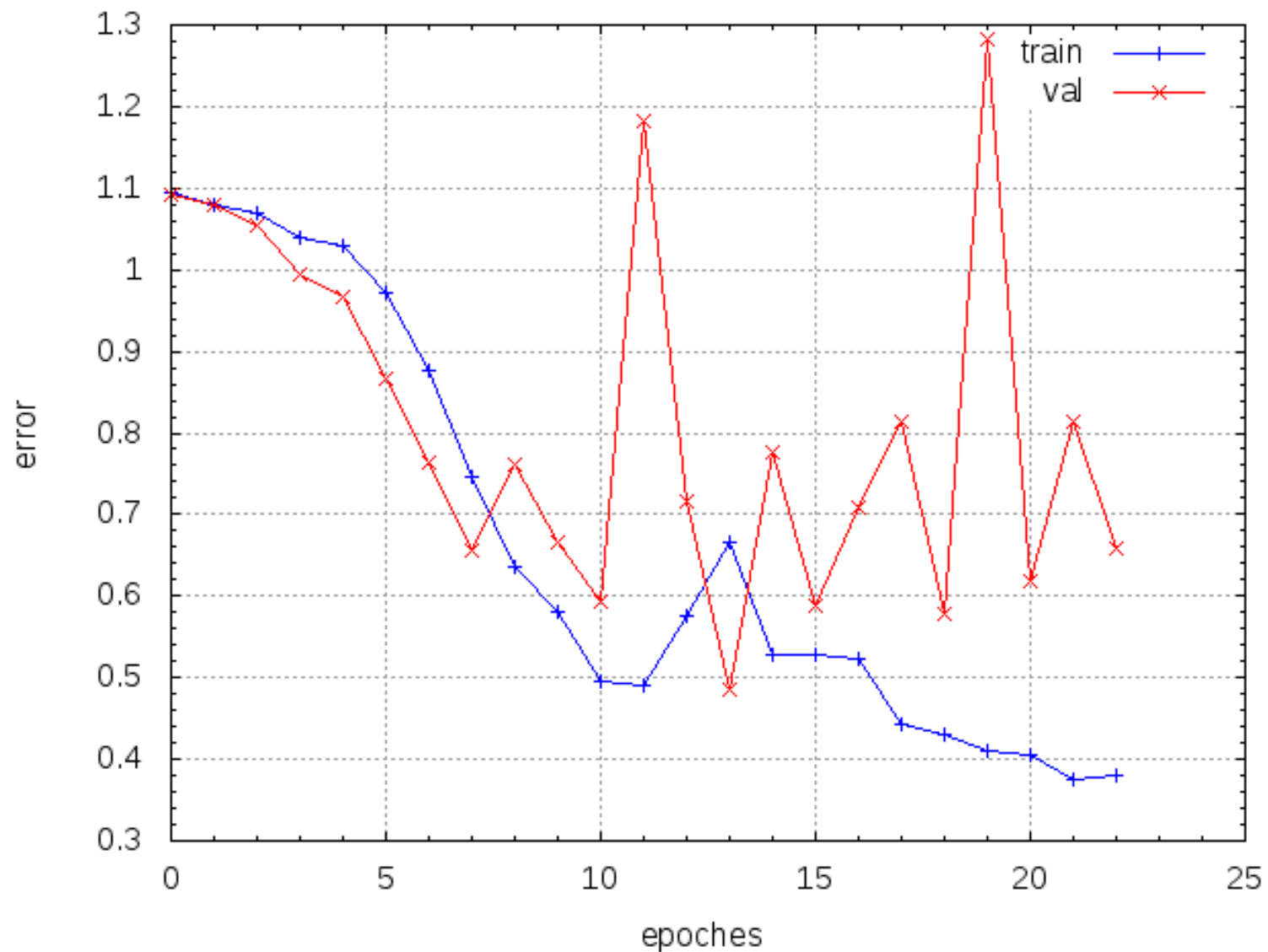


Рис. 8: Архитектура сверточной нейронной сети,  
использованная для реализации системы №1

# График изменения значений функции ошибки для реализации системы №1



# Реализация системы №2

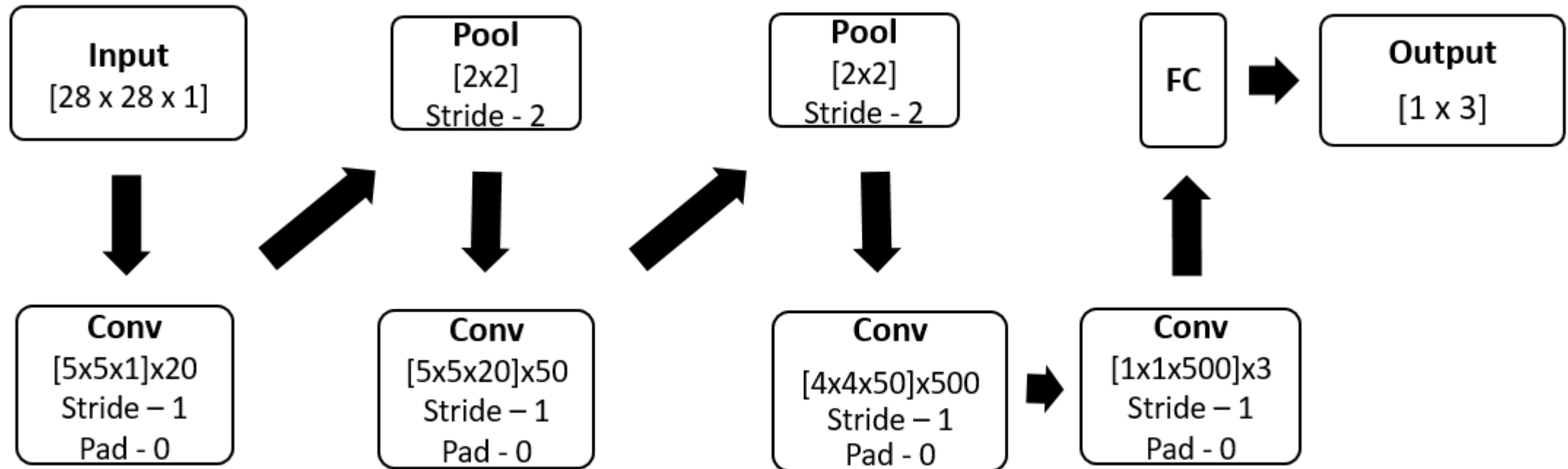
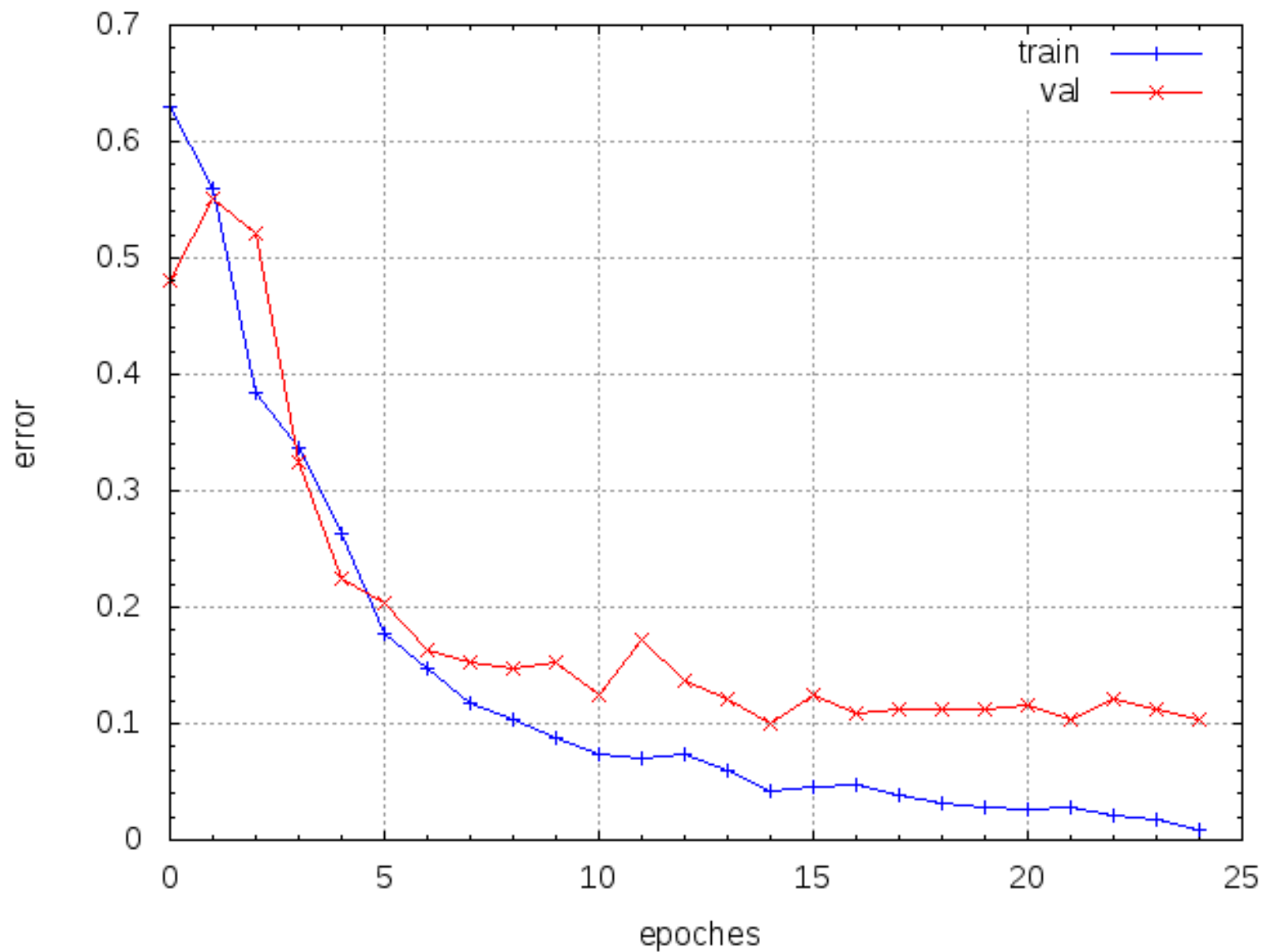
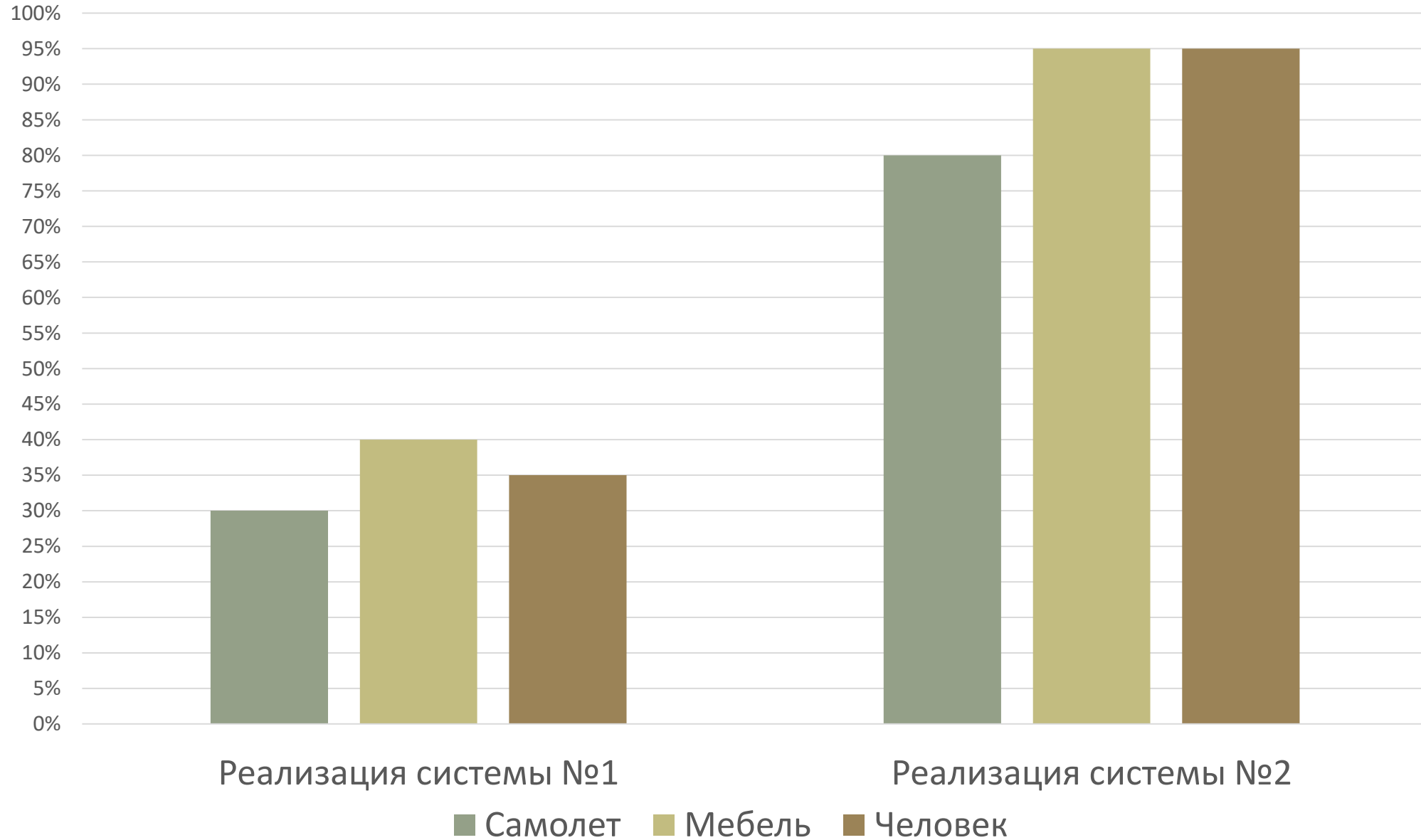


Рис. 8: Архитектура сверточной нейронной сети, использованная для реализации системы №2

## График изменения значений функции ошибки для реализации системы №2



# Диаграмма результатов тестирования системы





# Результаты работы

---

1. Разработаны математические методы построения дескрипторов трехмерных поверхностей для использования в системах глубокого обучения.
2. Проведено исследование возможных архитектур СНС и на основании проведенных вычислительных экспериментов предложены две возможные архитектуры для решения задачи распознавания трехмерных моделей.
3. Создана программная реализация системы распознавания трехмерных объектов с использованием нейронных сетей глубокого обучения и открытой базы данных 3D моделей The Princeton Shape Benchmark.

# Список литературы

---

1. Johnson A.E. Spin-Images: A Representation for 3-D Surface Matching, Ph. D. Thesis, Carnegie Mellon University, 1997, 288 p.
2. Автоматическое совмещение поверхностей в системах компьютерного зрения / А.А. Крыловецкий, И.С. Черников, С.Д. Кургалин // Математическое моделирование .— 2013 .— Т. 25, № 3. - С. 33-46.
3. Michael Neilsen. Neural Networks and Deep Learning / Michael Neilsen [Электронный ресурс].- 2017. - URL: <http://neuralnetworksanddeeplearning.com> (дата обращения 23.04.2017).



# Сверточная нейронная сеть

## Обучение сверточной нейронной сети

---

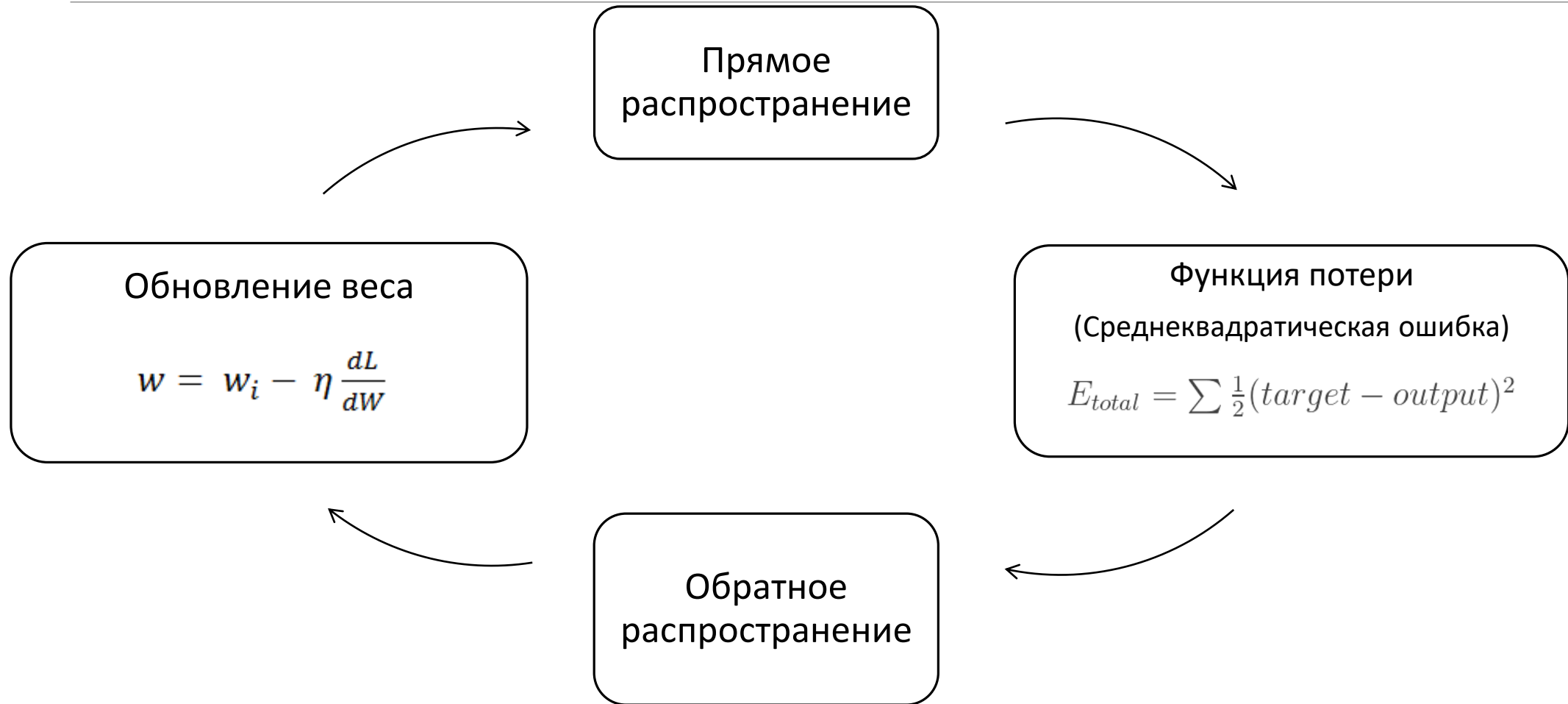
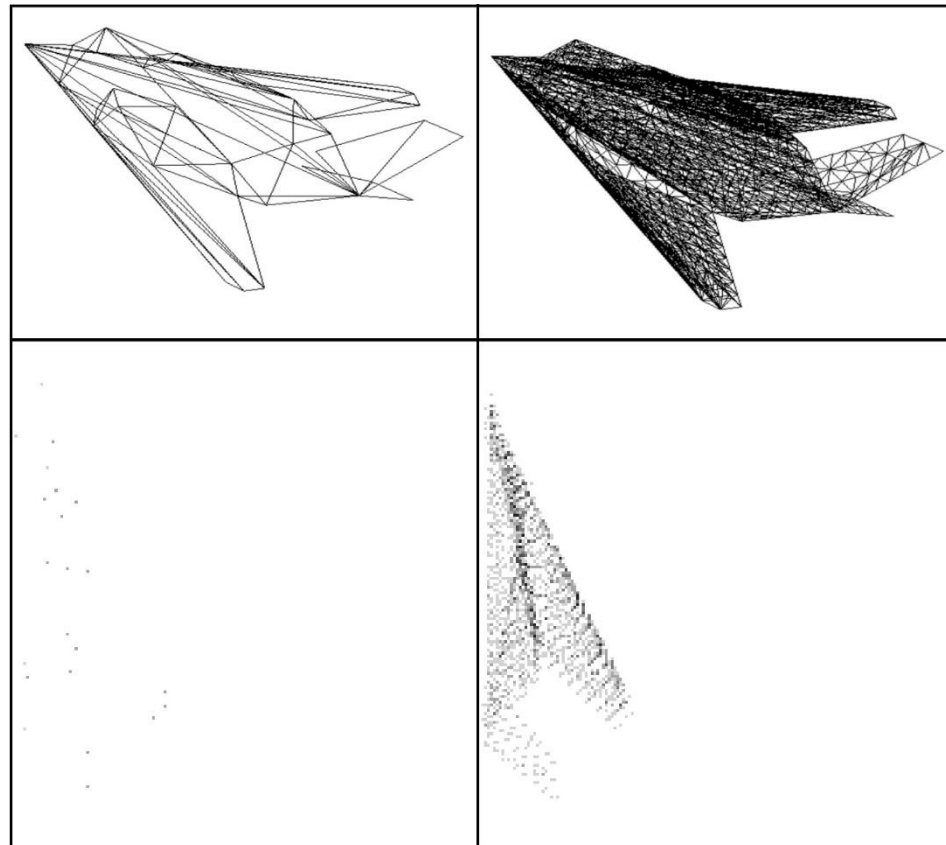


Рис. 6: Цикл метода обратного распространения ошибки

# Спиновое изображение

---



Трехмерные объекты и графические представления их глобальных дескрипторов  
для различной средней длины ребер

# Функция потерь

## Функция среднеквадратической ошибки

---

$$L(W) = \left( \sum_{p=1}^N \frac{1}{2} (D_p - O(I_p, W))^2 \right) / N$$

,где  $L(W)$  — это функция ошибки для всей обучающей выборки,  $p$  - номер обучающей пары,  $N$  - количество обучающих пар,  $D_p$  — желаемый выход сети,  $O(I_p, W)$  — выход сети, зависящий от  $p$ -го входа и весовых коэффициентов  $W$ .  
Задача обучения так настроить веса  $W$ , чтобы они для любой обучающей пары  $(I_p, D_p)$  давали минимальную ошибку  $L$ .

# Обновление веса

---

$$w = w_i - \eta \frac{dL(W_i)}{dW}$$

,где  $w_i$  - начальное значение регулируемого веса,  $L(W_i)$  - функция ошибки,  $\eta$  - скорость обучения.