Прикладные задачи компьютерного зрения

Распознавание и поиск похожих объектов

Поиск похожих объектов в базе



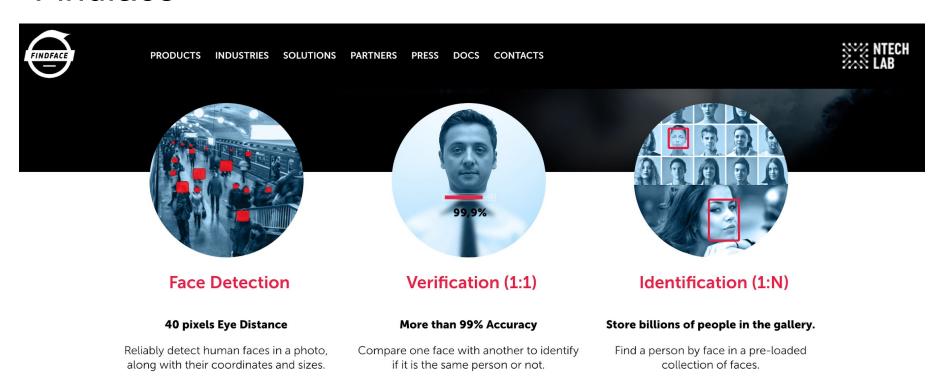
Аутентификация







Findface



https://findface.pro/en/

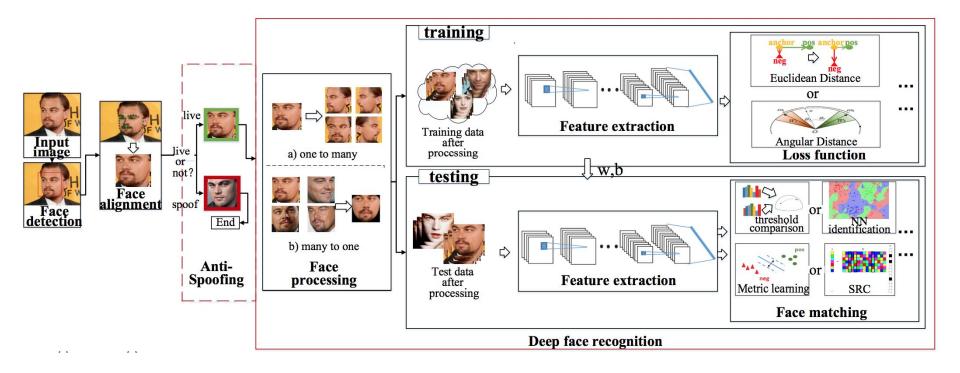
О чем пойдет речь

- 1. Особенности задачи и варианты решения
- 2. Дескрипторы (признаки) изображения
- 3. Сиамские сети
- 4. Функция потерь и процесс построения модели

Особенности задачи

- Ракурс наблюдения объекта может варьироваться
- Изменение освещенности и окружения
- Большой размер датасета
- Не все объекты могут быть доступны во время обучения

Решение задачи

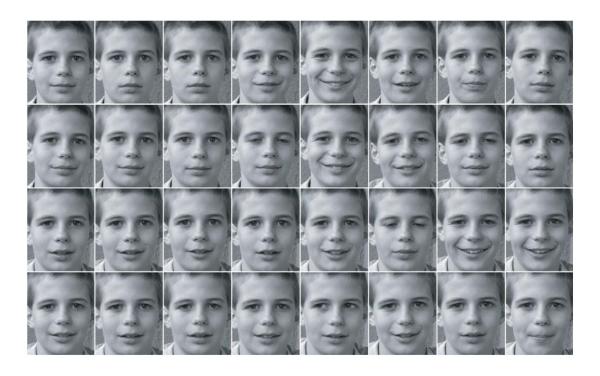


Решение задачи

- Свести изображения в признаковое пространство меньшей размерности
- Такое представление должно быть *дискриминативно*, те позволять различать положительные и отрицательные примеры
- При построении модели необходимо учитывать как положительные, так и отрицательные примеры

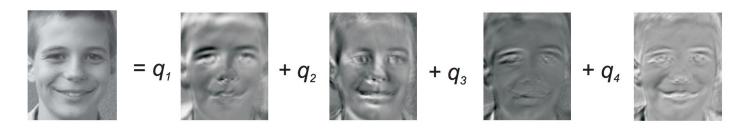
Дескриптор (признаки) изображения

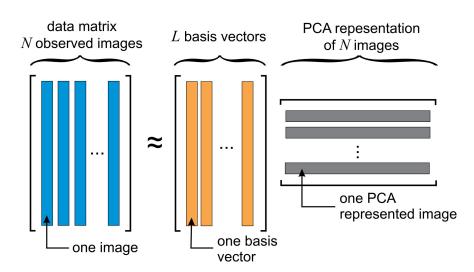
PCA - анализ главных компонент (Eigenface)



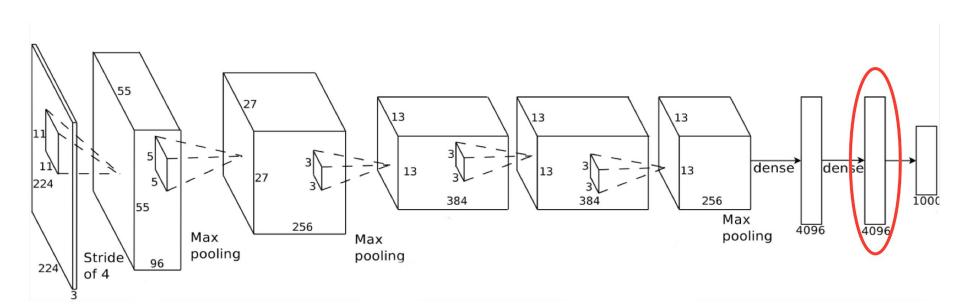
https://en.wikipedia.org/wiki/Eigenface

PCA - анализ главных компонент (Eigenface)



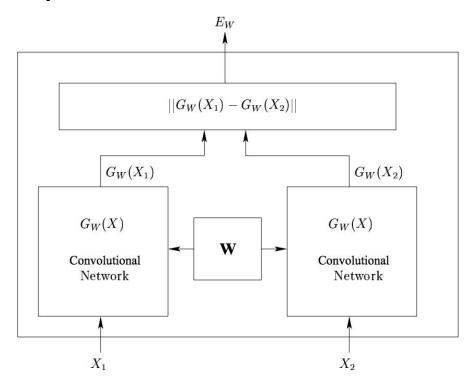


Выделение признаков на основе нейронных сетей



Сиамские нейронные сети

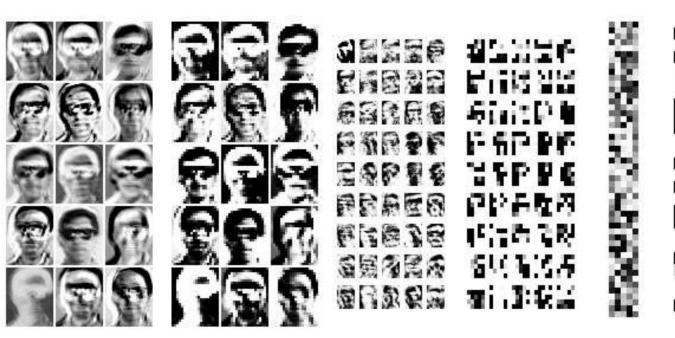
Сиамские нейронные сети



Архитектура сиамской сети. Параметры **W** одинаковы во входных блоках.

Сиамские нейронные сети





Визуализация активаций сверточной сиамской сети

Metric Learning

Metric Learning

- Softmax
- Contrastive Loss
- Triplet Loss
- Cosine Similarity

Contrastive Loss

$$\mathcal{L} = y_{ij} max \left(0, \|f(x_i) - f(x_j)\|_2 - \epsilon^+\right) + (1 - y_{ij}) max \left(0, \epsilon^- - \|f(x_i) - f(x_j)\|_2\right)$$

- Рассматриваем пары изображений і и і
- $y_{ij} = 1$, если на изображениях один объект и $y_{ij} = 0$, если объекты различаются
- f(x_i) функция получения дескриптора (признаков) изображения
- e⁺ и e⁻ требуемые отступы в расстояниях для положительных и отрицательных примеров

Triplet Loss

$$||f(x_i^a) - f(x_i^p)||_2^2 + \alpha < ||f(x_i^a) - f(x_i^n)||_2^2$$

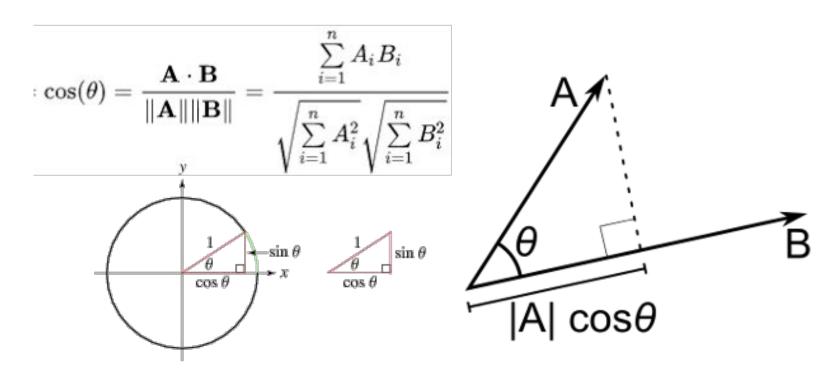
- Выбирается якорный пример х^а
- Для якоря подбираются положительный х^р и негативный пример хⁿ
- В процессе обучения предпочтение отдается сложным негативным примерам
- Функция потерь требует, чтобы расстояние между положительным примером было меньше расстояния между отрицательным примером на величину alpha или больше

Center Loss

$$\mathcal{L}_C = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{m} \|x_i - c_{y_i}\|_2^2$$

- Минимизация расстояния до центра кластера
- Уменьшает вариативность расстояний внутри кластера

Cosine Similarity



L-Softmax

$$||W_1|| ||x|| \cos(m\theta_1) > ||W_2|| ||x|| \cos(\theta_2)$$

- theta₁ угол между положительным примером
- theta₂ угол между отрицательным примером
- *m* требуемый марджин (отступ)
- W_1 , W_2 веса полносвязного слоя для класса 1 и 2 соответственно
- х признаки объекта

L-Softmax

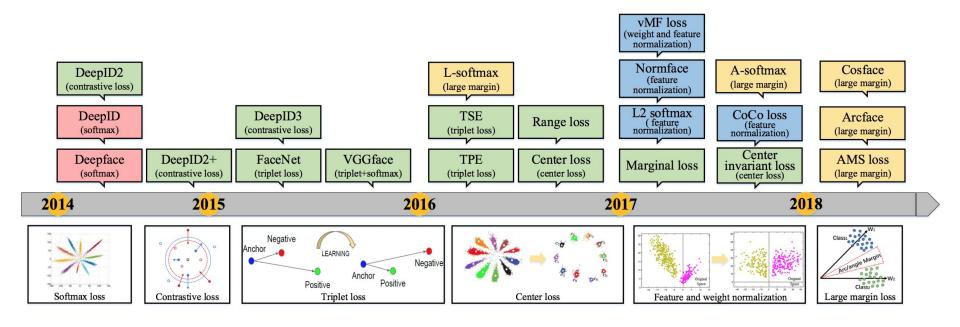
$$\mathcal{L}_{i} = -log \left(\frac{e^{\|W_{yi}\| \|x_{i}\| \varphi(\theta_{yi})}}{e^{\|W_{yi}\| \|x_{i}\| \varphi(\theta_{yi}) + \sum_{j \neq y_{i}} e^{\|W_{yi}\| \|x_{i}\| \cos(\theta_{j})}} \right)$$

$$\varphi(\theta) = (-1)^k \cos(m\theta) - 2k, \theta \in \left[\frac{k\pi}{m}, \frac{(k+1)\pi}{m}\right]$$

• Тк нас интересует диапазон углов 0..рі, то необходимо корректно учитывать смену знака cos(m*theta)

Large-Margin Softmax Loss for Convolutional Neural Networks

История развития подходов



MegaFace Dataset



Distractors

1 Million Photos

690,572 Unique Users

Training Set
4.7 Million Photos
672,057 Unique Identities
7 Mean photos / person (3 min, 2469 max)

Test Sets
FaceScrub Celebrities
FGNet Age-invariant non-celebrities

http://megaface.cs.washington.edu

Другие датасеты по распознаванию лиц

- AR Face Database
- Labeled Faces in the Wild
- The MUCT Face Database
- Yale Face Database

Полезные ссылки

- <u>Learning a Similarity Metric Discriminatively, with Application to Face Verification</u>
- <u>Dimensionality Reduction by Learning an Invariant Mapping</u>
- Deep Face Recognition: A Survey
- FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering