

# Применение методов интеллектуального анализа изображений при определении типов лиц

Ю.Ж. Пчелкина  
Самарский национальный  
исследовательский  
университет им.  
академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
musina@yandex.ru

Р.А. Парингер  
Самарский национальный  
исследовательский  
университет им.  
академика С.П. Королева  
Самара, Россия  
rusparinger@gmail.com

П.Е. Савельева  
Московский областной  
научно-  
исследовательский  
клинический институт  
им. М.Ф. Владимирского  
Москва, Россия  
gezulya76@yandex.ru

М.В. Егорова  
Московский областной  
научно-  
исследовательский  
клинический институт  
им. М.Ф. Владимирского  
Москва, Россия

**Аннотация**—Разработана и обучена модель нейронной сети для автоматизации процесса распознавания цефалометрических признаков лица по фотоснимкам. Проведен анализ точности обучения полученной модели. Подтверждена зависимость точности от объема, сбалансированности и качества данных.

**Ключевые слова**— распознавание изображений, нейронные сети, ортодонтия, цефалография.

## 1. ВВЕДЕНИЕ

Цефалометрический анализ — геометрическая абстракция, созданная ортодонтами и челюстно-лицевыми хирургами для дифференциации нормы от патологии посредством тригонометрических функций. Одним из пунктов обязательного осмотра врачом ортодонтом является антропометрическое и фотометрическое исследование головы.

Автоматизирование процесса распознавания типов лиц по фотоснимкам для заполнения обязательной описательной части фотопротокола [1] позволит снизить нагрузку на врача, сэкономить время осмотра и облегчить процесс заполнения обязательной медицинской документации.

## 2. ОПИСАНИЕ АНТРОПОМЕТРИЧЕСКОГО МЕТОДА В ОРТОДОНТИИ

При антропометрическом анализе выделяют ключевые цефалометрические измерительные точки головы.

Таблица I. НЕКОТОРЫЕ ИЗМЕРИТЕЛЬНЫЕ ТОЧКИ ГОЛОВЫ

Цефалометрические точки		
условное обозначение	наименование	описание
eu	эурион	латерально выступающая точка на голове (слева и справа)
go	гонион	наиболее выступающая кнаружи и кзади точка угла нижней челюсти (слева и справа)
n	назион	наиболее выраженное углубление между лбом и носом
zy	зигион	наиболее выступающая кнаружи точка скуловой дуги (слева и справа)
gn	гнатион	наиболее нижняя точка подбородка

Антропометрические параметры определяются рядом вертикальных, горизонтальных и угловых величин.

Таблица II. НЕКОТОРЫЕ ПАРАМЕТРЫ ИЗМЕРЕНИЯ ГОЛОВЫ

Заголовок столбца таблицы		
условное обозначение	наименование	описание
n-gn	назион-гнатион	морфологическая высота
eu-eu	эурион- эурион	расстояние между двумя латерально выступающими точками на голове
eu-go	эурион- гонион	касательные к боковому контуру головы
zy-zy	зигион- зигион	скуловая ширина - расстояние между наиболее выступающими кнаружи точками скуловых дуг

Форма лица может быть определена по морфологическому фациальному индексу Izard (по соотношению вертикальных и горизонтальных параметров).

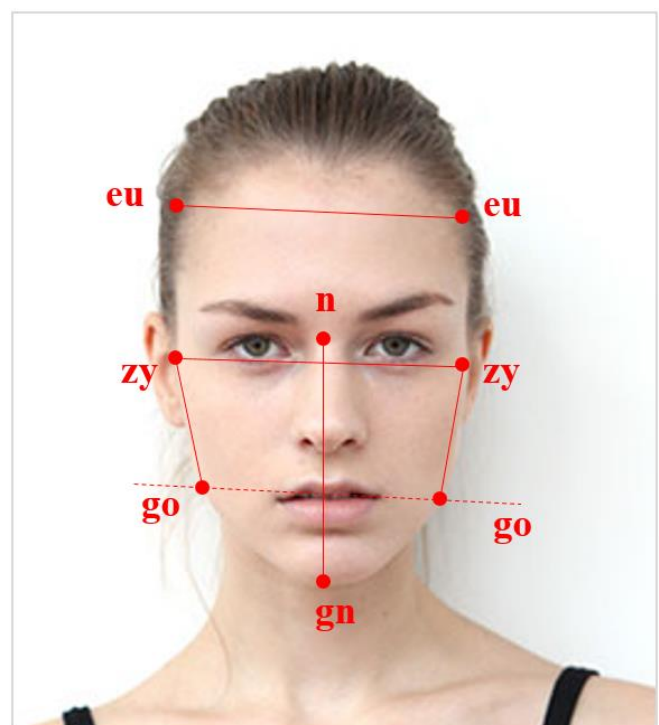


Рис. 1. Параметры для определения типа лица по признаку Izard

Рассчитав все необходимые характеристики, можем определить к какому типу по индексу Izard относится лицо на изображении:

- Прямоугольная форма – морфологическая высота лица ( $n-gn$ ) превосходит его скуловую ширину ( $zuz$ ), а касательные к боковому контуру головы ( $eu-go$ ) параллельны между собой или конвергируют незначительно до 30 %.
- Квадратная форма – при равном или меньшем значении морфологической высоты по отношению к скуловой ширине, при параллельных касательных  $eu-go$ .
- Треугольная форма – при которой касательные  $eu-go$  резко конвергируют книзу.

### 3. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В качестве входных данных использовались фотографии из различных открытых источников в интернете, содержащие изображения людей в анфас. На первом этапе предобработки данных при реализации программного модуля для распознавания лиц на изображении использовалась предварительно обученная модель Хаара [2]. По полученным координатам прямоугольных областей путём обрезки исходных изображений были получены новые изображения. Все новые (вырезанные по контуру лиц) изображения, были преобразованы в оттенки серого, и масштабированы до одного размера. Расстановка контрольных точек на изображении лица являлось лишь вспомогательным инструментом, а не целью работы. Поэтому для локализации контрольных точек была использована готовая обученная модель [3], осуществляющая расстановку 68 контрольных точек.

После получения координат точек, были заданы уравнения соединяющих их прямых, определено расстояние между ключевыми точками ( $n-gn$ ,  $zuz$ ,  $eu-go$ ), найдены углы наклона прямых  $zuz$  относительно прямой  $go-go$  и, как следствие было определено к какому типу относится лицо на изображении.

Созданный набор данных был использован при обучении нейронной сети. Данные, на которых проводилось обучение, представляют собой набор пикселей в изображении со значениями от 0 до 255. Слишком широкий диапазон данных может отрицательно влиять на работу сети, поэтому предварительно была проведена нормировка данных.

Архитектура построенной модели нейронной сети представляет собой простую свёрточную нейронную сеть с тремя свёрточными слоями (включая входной слой). В качестве функции активации на всех слоях (и свёрточных и полносвязных) кроме выходного использовалась функция Relu (Rectified Linear Unit), как наименее затратная в плане времени вычислений. На выходном слое использовалась функция активации Softmax. Исключающий слой (Dropout), необходимый для предотвращения переобучения, удаляет случайным образом определенное количество (в данной модели на каждом шаге – 20 процентов) соединений между слоями.

Размер обучающей выборки составлял 75% от общего количества данных.

При наборе данных 1703 изображений на 250 эпохах обучения максимальная точность достигала 64,84%. После увеличения объема данных до 3318 изображений (из них 1584 – первого типа, 1278 – второго типа, 456 – третьего типа) на 250 эпохах обучения достоверность определения типа лица была уже выше 76,03%. В исходном наборе лиц третьего типа в выборке было значительно меньше, чем лиц двух других типов. Для того чтобы избежать влияния несбалансированности классов на ошибку обучения, набор данных был увеличен и включал в себя 4110 изображений лиц (из них 1584 – первого типа, 1278 – второго типа, 1248 – третьего типа). При обучении модели на новых данных при 250 эпохах обучения точность на тестовых данных достигала 92,71 процента, при 300 эпохах – 95,43%.

При оценке точности обучения модели стоит учитывать и качество исходных данных. Так при анализе ошибочно распознанных типов лиц было замечено, что неверно были отнесены к тому или иному классу изображения плохого качества; изображения, где лицо не расположено прямо (сильный наклон или поворот головы); изображения, на которых нечетко различима или неявно определяется контур лица.

### 4. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение интеллектуального анализа данных в медицине возможно для различных классов биомедицинских изображений [4].

Имея в качестве исходных данных достаточно большой и к тому же сбалансированный по типам лица набор изображений нужного качества (высокое разрешение, светлый однотонный фон, освещение, расположение лица точно в анфас и т.д.), возможно автоматизировать процесс распознавания типов лиц по фотоснимкам. Что в свою очередь поможет решить следующие задачи:

- помощь врачам в диагностике, профилактике и лечении зубочелюстных аномалий,
- сбор диагностических данных, получение необходимых цефалометрических признаков и анатомических ориентиров без участия врача (при помощи специалистов среднего звена);
- облегчение процесса заполнения обязательной медицинской документации, снижение нагрузки на врача и вспомогательный медперсонал.

### ЛИТЕРАТУРА

- [1] Токаревич, И.В. Общая ортодонтия / И.В. Токаревич, Н.В. Корхова, И.В. Москалева, Л.В. Кипкаева, Т.В. Терехова, Д.В. Хандогий, Ю.Я. Наумович, С.С. Денисов. – Минск: БГМУ, 2015. – 219 с.
- [2] Jones, M. Robust Real-Time Face Detection / M. Jones, P. Viola // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 57(2). – P. 137-154.
- [3] King, D.E. Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit // Journal of Machine Learning Research. – 2009. – Vol. 10. – P. 1755-1758.
- [4] Ilyasova, N. Particular Use of BIG DATA in Medical Diagnostic Tasks / N. Ilyasova, A. Kupriyanov, R. Paringer, D. Kirsh // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2018. – Vol 28(1). – P. 114-121.