

# Эффективность алгоритмов глубокого обучения для обнаружения анатомических ориентиров на рентгенографических изображениях профиля головы

К.С. Добратулин<sup>1</sup>, А.В. Гайдель<sup>1,2</sup>, И.О. Аюпова<sup>3</sup>, А.В. Капишников<sup>3</sup>, П.М. Зельтер<sup>3</sup>,  
А.И. Ивлева<sup>4,5</sup>

<sup>1</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

<sup>2</sup>Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

<sup>3</sup>Самарский государственный медицинский университет, Чапаевская 89, Самара, Россия, 443099

<sup>4</sup>Самарский государственный технический университет, Молодогвардейская 244, Самара, Россия, 443100

<sup>5</sup>Институт проблем управления сложными системами РАН – обособленное подразделение Самарского федерального исследовательского центра РАН, Садовая 61, Самара, Россия, 443020

**Аннотация.** В данной статье проводится исследование эффективности алгоритмов глубокого обучения при решении задачи обнаружения анатомических ориентиров на телерентгенографическом снимке головы в боковой проекции с использованием полностью сверточной нейронной сети, а также с использованием полностью сверточной нейронной сети с расширенной архитектурой для сегментации биомедицинских изображений – U-Net. Приводится сравнение результатов локализации и обнаружения анатомических ориентиров для каждой из выбранных архитектур нейронных сетей и их сравнение с результатами, полученными при обнаружении анатомических ориентиров врачами-ортодонтами. На основании полученных результатов сделан вывод о том, что нейронная сеть с архитектурой U-Net позволяет выполнить обнаружение анатомических ориентиров более точно, чем простая полностью сверточная нейронная сеть. Результаты обнаружения анатомических ориентиров нейронной сети U-Net в значительной степени приближены к усредненным результатам обнаружения ориентиров группой врачей-ортодентов.

## 1. Введение

Телерентгенография боковой проекции головы является основным и наиболее информативным методом исследования, применяемым в процессе планирования ортодонтического лечения пациентов. Такой метод позволяет выявить аномалии окклюзии в сагиттальном и вертикальном направлении, оценить размеры верхней и нижней челюстей, измерить длину ветви нижней челюсти, вычислить угол наклона резов обеих челюстей, как к плоскости соответствующей челюсти, так и к переднему основанию черепа, определить тип роста лицевого скелета [1-3]. Цефалометрический анализ ТРГ в боковой проекции является трудозатратным способом

диагностики, требующим от врача должного опыта и высокой квалификации. В процессе проведения цефалометрического анализа специалистом, сложность в расшифровке снимка может возникнуть из-за индивидуальных особенностей строения лицевого скелета [4], наложения друг на друга анатомических структур, наличия зачатков зубов и т.д. Усовершенствование технологий методов лучевой диагностики и интерпретации результатов, получаемых при использовании таких методов, требует введения в практику врача-ортодонта продуктов отрасли современных информационных технологий.

Для упрощения процесса расшифровки двумерных снимков черепа в боковой проекции, полученных с использованием телерентгенографии, предлагается автоматизировать поиск опорных анатомических ориентиров, необходимых для дальнейшего расчета численных параметров - расстояний и углов наклона между ориентирами, что позволит в дальнейшем предоставить клинические и практические рекомендации врачу по планированию ортодонтического лечения.

В данной работе проводится исследование методов поиска анатомических ориентиров на телерентгенографическом снимке черепа в боковой проекции с использованием полностью сверточной нейронной сети [5], а также с использованием полностью сверточной нейронной сети с расширенной архитектурой для сегментации биомедицинских изображений – U-Net [6]. Приводятся результаты локализации анатомических ориентиров для каждой из выбранных архитектур нейронных сетей и их сравнение с результатами, полученными при локализации анатомических ориентиров экспертами – врачами-ортодонтами.

## 2. Подготовка обучающих данных

### 2.1. Описание метода извлечения координат анатомического признака

Пусть имеется некоторое количество двумерных снимков черепа в боковой проекции, полученных методом телерентгенографии, для различных пациентов, тогда процесс определения анатомических ориентиров врачом-специалистом будет сводиться к постановке на каждом из снимков опорной точки для каждого из типов ориентира. При обработке изображения извлекаются координаты точки, которую поставил врач-специалист. Таким образом, каждому исходному двумерному изображению черепа в боковой проекции соответствует координата анатомического ориентира на нем. Такой подход позволяет в дальнейшем применять методы машинного обучения для локализации анатомических ориентиров и проводить сравнение результатов работы применяемых алгоритмов с результатами, полученными врачом-специалистом.

Процесс извлечения координат для каждого из анатомических ориентиров заключается в постановке на двумерном изображении врачом-специалистом точки в соответствующем анатомическому ориентиру месте, при этом размер поставленной точки составляет 1 пиксель для снижения вероятности ошибочной локализации, а затем извлечении координат точки.

Процесс расшифровки телерентгенографического снимка подразумевает расстановку 28 опорных точек, из которых одна может быть вычислена геометрическими методами исходя из координат некоторых двух других точек [1]. В таком случае, на этапе расстановки опорных точек необходимо определить 27 уникальных позиций. С точки зрения задачи формирования выборки данных, врачу-специалисту необходимо произвести разметку каждой из точек на телерентгенографическом снимке. Таким образом, на один телерентгенографический снимок приходится 27 точек, отличных друг от друга, как по координатам, так и по критериям выбора области их расположения.

Так как дальнейший процесс обучения сверточных нейронных сетей для задачи локализации анатомических ориентиров требует некоторое множество обучающих образцов, в данном исследовании для обучения и проверки корректности локализации моделью области анатомических ориентиров было отобрано 100 телерентгенографических снимков боковой проекции головы для 100 уникальных пациентов соответственно. На каждом из снимков врачом-специалистом было размечено 27 анатомических ориентиров, после чего для каждого

ориентира была извлечена его координата на снимке. В итоге были получены координаты для каждого из 27 ориентиров на каждом из 100 снимков.

Для получения дополнительных статистических данных, в исследовании принимало участие три квалифицированных врача-ортодонта. Каждый из участвовавших врачей, независимо от остальных, выполнил процесс разметки анатомических ориентиров на предложенных снимках. В конечном итоге было получено по три варианта постановки каждого из ориентиров на каждом снимке. Такой подход позволяет в дальнейшем оценить некоторые математические параметры для результатов локализации анатомических ориентиров врачами, такие как математическое ожидание, дисперсию, среднее квадратическое отклонение, максимальное расстояние между координатами одинаковых ориентиров для одного снимка при локализации разными врачами-специалистами и т.д. Полученные данные позволяют оценить точность локализации ориентиров непосредственно моделью, обученной на результатах локализации врачом-специалистом.

Фрагмент представления данных разметки для одного анатомического ориентира представлен в таблице 1.

**Таблица 1.** Пример результата разметки анатомического ориентира врачами-экспертами для 5 изображений.

|               | Врач 1 |      | Врач 2 |      | Врач 3 |      |
|---------------|--------|------|--------|------|--------|------|
|               | x      | y    | x      | y    | x      | y    |
| Изображение 1 | 1900   | 1144 | 1921   | 1134 | 1937   | 1118 |
| Изображение 2 | 1993   | 1285 | 1971   | 1298 | 1973   | 1301 |
| Изображение 3 | 1860   | 1190 | 1810   | 1218 | 1829   | 1177 |
| Изображение 4 | 1806   | 1352 | 1805   | 1366 | 1804   | 1366 |
| Изображение 5 | 1870   | 1373 | 1871   | 1381 | 1851   | 1402 |

## 2.2. Формирование набора данных

Для обучения моделей нейронных сетей необходимо на основе полученных данных сформировать обучающую и валидационную выборки данных [7]. Так, одно исходное изображение в градациях серого может быть представлено в виде матрицы размерности  $N_{\text{real}} \times M_{\text{real}}$ , где  $N_{\text{real}}$  – количество строк исходной матрицы,  $M_{\text{real}}$  – количество столбцов исходной матрицы. Координаты анатомического ориентира на изображении могут быть представлены вектором  $[x, y]$ .

В данной статье разметка анатомических ориентиров производилась на телерентгенографических снимках размерами  $2400 \times 2000$  пикселей, что является удобным для разметки ориентиров врачом-ортодонтом, но при этом достаточно ресурсозатратным при использовании изображений таких размеров в процессе как обучения нейронных сетей, так и дальнейшего предсказания на новых снимках. Для снижения вычислительных затрат размер исходных изображений был изменен до  $512 \times 512$  пикселей с помощью метода билинейной интерполяции [8]. Таким образом, изображение представляется матрицей  $N_{\text{netw}} \times M_{\text{netw}}$ , где  $N_{\text{netw}}$  – количество строк матрицы, подаваемой на вход модели,  $M_{\text{netw}}$  – количество столбцов матрицы, подаваемой на вход модели. Для изображения с измененным размером, преобразование координат анатомического ориентира выполняется как

$$\begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} N_{\text{netw}} \\ M_{\text{netw}} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1/N_{\text{real}} \\ 1/M_{\text{real}} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $N_{\text{real}}$ ,  $M_{\text{real}}$  – ширина и длина исходного изображения;  $N_{\text{netw}}$ ,  $M_{\text{netw}}$  – ширина и длина изображения, подаваемого на вход нейронной сети;  $x_r$ ,  $y_r$  – координаты анатомического

ориентира на исходном изображении;  $x_n, y_n$  – координаты анатомического ориентира на изображении, подаваемого на вход нейронной сети. Также справедлива формула для обратного преобразования координат к размеру исходного изображения:

$$\begin{bmatrix} x_r \\ y_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_n \\ y_n \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} N_{\text{real}} \\ M_{\text{real}} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1/N_{\text{netw}} \\ 1/M_{\text{netw}} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

### 2.3. Проблема определения позиции анатомического ориентира сверткой

Задача локализации области ориентира на изображении подразумевает получение некоторого положения рассматриваемого ориентира в виде набора координат или, говоря о визуальном представлении, набора пикселей в области ориентира. Для этого на выходе нейронной сети будем получать матрицу, соразмерную матрице, подаваемой на вход. При этом чтобы в процессе обучения можно было задать функцию потерь, значение которой должно уменьшаться в процессе обучения, а так же некоторую функцию точности для оценки модели нейронной сети в процессе ее обучения, необходимо выполнить преобразование вектора координат анатомического ориентира в двухмерную матрицу, соразмерную матрице входа. На первый взгляд кажется очевидным задать матрицу как

$$T_{N_{\text{netw}} \times M_{\text{netw}}} = \begin{cases} t_{ij} = 0, i \neq x_n, j \neq y_n \\ t_{ij} = 1, i = x_n, j = y_n \end{cases}, i = \overline{0, N_{\text{netw}}}, j = \overline{0, M_{\text{netw}}}, \quad (3)$$

где  $N_{\text{netw}} \times M_{\text{netw}}$  – размеры изображения на входе модели,  $t_{ij}$  – элемент матрицы,  $x_n$  и  $y_n$  – координаты анатомического ориентира на масштабированном изображении. Однако при таком преобразовании на этапе обучения модели могут возникнуть проблемы с определением положения ориентира.

Для архитектуры нейронной сети, основанной на использовании сверточных слоев [5], возникает большая вероятность потерять единственный пиксель анатомического ориентира при прохождении фильтра свертки, что сделает невозможным минимизацию функции ошибки и нейронная сеть никогда не обучится до необходимой для предсказания степени.

При преобразовании координат анатомического ориентира в двухмерную матрицу предлагается использовать не просто установку пикселя единичного значения согласно формуле (3), а задание в области координат квадратной матрицы с нормально распределенными значениями, при этом максимальное значение матрицы будет достигаться в точке с координатами анатомического ориентира.

Пусть размерность матрицы, описывающей нормальное распределение в двухмерной плоскости, равна  $p \times p$  пикселей. Для построения матрицы, описывающей нормальное распределение в двухмерной плоскости, зададим промежуточную матрицу  $Z_{p \times p}$ , которая описывается формулой

$$Z_{p \times p} = \sqrt{X_{p \times p}^2 + Y_{p \times p}^2}, \quad (4)$$

где  $X, Y$  – двухмерные координатные сетки, образованные одномерными координатными векторами вида  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ , такими что  $a_n = a_{n-1} + n \cdot h, h = \frac{2p}{(p-1)}, a_0 = p, n \in [0, p]$ .

Тогда можно задать матрицу  $N_{p \times p}$ , для которой каждый элемент  $n_{ij}$  описывается формулой

$$n_{ij} = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z_{ij} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot C, i \in [0, p], j \in [0, p], \quad (5)$$

где  $\mu$  – математическое ожидание,  $\sigma$  – среднеквадратическое отклонение,  $z_{ij}$  – элемент матрицы  $Z_{p \times p}$ ,  $C$  – произвольная константа для масштабирования конечных значений матрицы.

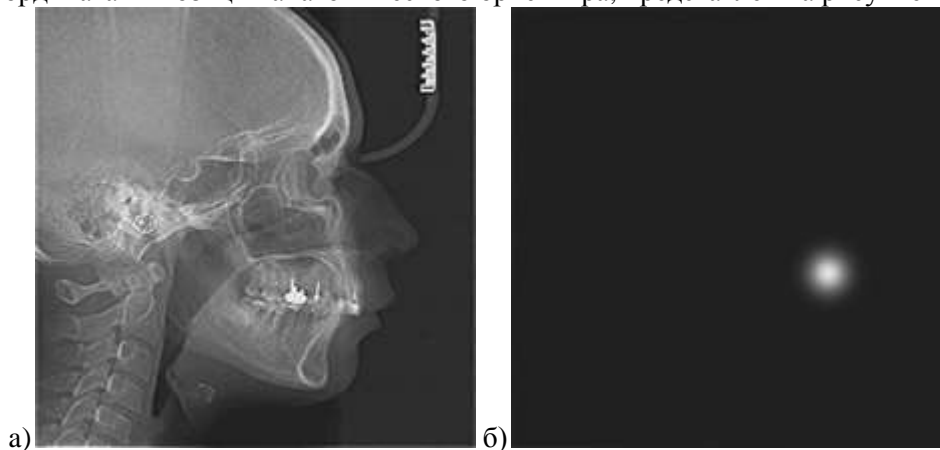
В результате матрица, локализирующая положение анатомического ориентира, примет вид

$$T_{N_{\text{netw}} \times M_{\text{netw}}} = \begin{cases} t_{ij} = 0, i \notin [x_n - p, x_n + p], j \notin [y_n - p, y_n + p], \\ t_{ij} = n_{ij}, i \in [x_n - p, x_n + p], j \in [y_n - p, y_n + p], i = \overline{0, N_{\text{netw}}}, j = \overline{0, M_{\text{netw}}} \end{cases} \quad (6)$$

Изменяя величину значений  $\mu$ ,  $\sigma$ , а также константы  $C$  в формуле (5), можно добиться изменения характера нормального распределения.

Таким образом, получается равномерное возрастание значений к реальному положению анатомического ориентира на двухмерном рентгеновском изображении, что позволяет использовать сверточные слои в моделях нейронных сетей для обучения локализации анатомического ориентира и свертка может выполняться с ядром произвольного размера без потери пикселя на позиции анатомического ориентира. Преимуществом такого подхода является равномерное возрастание значений к позиции ориентира, то есть отсутствие резких перепадов значений. При задании матрицы формулой (6) в области анатомического ориентира не возникает границ или контуров в области ориентира.

Пример формирования матрицы для телерентгенографического снимка, масштабированного до размеров входного изображения модели нейронной сети, содержащей участок с нормально распределенными значениями в области анатомического ориентира и достигающими максимум в точке с координатами позиции анатомического ориентира, представлен на рисунке 1.



**Рисунок 1.** Результат преобразования координат анатомического ориентира в двухмерную матрицу, содержащую область равномерно распределенных значений с максимумом в точке анатомического ориентира: исходное изображение (а) и соответствующее анатомическому ориентиру распределение (б).

#### 2.4. Обучение моделей нейронных сетей

После масштабирования изображений и преобразования координат анатомических ориентиров в матричное представление с участком, состоящим из нормально распределенных значений в области ориентира, становится возможным сформировать обучающую и валидационную выборки данных для моделей нейронных сетей.

Представим исходные данные в виде матриц  $N_{\text{netw}_x} \times M_{\text{netw}_x} \times K$  и  $N_{\text{netw}_y} \times M_{\text{netw}_y} \times K$ , где  $N_{\text{netw}_x} \times M_{\text{netw}_x}$  – масштабированный телерентгенографический снимок,  $N_{\text{netw}_y} \times M_{\text{netw}_y}$  – соответствующая снимку матрица локализации анатомического ориентира,  $K$  – количество изображений в матрице.

Разобьем исходные 100 снимков на две равные выборки, обучающую и валидационную, по 50 случайно выбранных снимков в каждой, после чего обучим модели на обучающей выборке и произведем проверку точности локализации анатомических ориентиров на валидационной выборке.

В качестве моделей нейронных сетей используем полностью сверточную нейронную сеть и полностью сверточную нейронную сеть с расширенной архитектурой для сегментации

биомедицинских изображений U-Net. В качестве функции потерь была выбрана функция средней квадратической ошибки, описываемая формулой

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2, \quad (7)$$

где  $Y_i$  – исходная матрица локализации анатомического ориентира,  $\hat{Y}_i$  – матрица, полученная в результате предсказания моделью локализации анатомического ориентира.

Так как при нормальном распределении в матрице локализации максимальное значение располагается в точке, соответствующей координате анатомического ориентира то, для извлечения координаты ориентира из матрицы локализации, введем функцию

$$x_p, y_p = \arg \max_{i,j} Y[i, j], \quad (8)$$

где  $Y$  – матрица локализации анатомического ориентира, полученная в результате предсказания моделью,  $x_p$  и  $y_p$  – координаты точки с максимальным значением для нормального распределения.

Наконец, выполним преобразование координат анатомического ориентира на масштабированном изображении к исходному размеру изображения по формуле (2) и получим вектор координат  $[x_p, y_p]$  на исходном изображении, предсказанный нейронной сетью.

Таким образом, для каждого типа анатомического ориентира может быть обучена модель, основанная на нейронных сетях, и результат предсказания, полученный моделью, может быть приведен к виду координат анатомического ориентира на изображении.

### 3. Результаты обучения моделей

Для моделей, основанных на нейронных сетях, для локализации анатомических ориентиров на телерентгенографическом снимке черепа в боковой проекции, с двумя выборками - обучающей и валидационной размерами 50 и 50 изображений разрешением  $2400 \times 2000$  пикселей с масштабированием до  $512 \times 512$  пикселей, были получены результаты предсказания положения анатомических ориентиров. В качестве тестовой выборки выступали изображения из валидационной выборки. Процесс обучения и предсказания выполнялся для 27 типов анатомических ориентиров, предсказание выполнялось независимо для каждого из ориентиров. Для оценки полученных результатов было проведено дополнительное сравнение результатов разметки анатомических ориентиров между тремя врачами-специалистами, участвовавшими в исследовании. Полученные в ходе исследования результаты представлены в таблице 2.

Средние значения расстояния от точек, размеченных врачом-экспертом для тестовой выборки, полученные с помощью простой полностью сверточной нейронной сети, оказались больше почти для всех типов анатомических ориентиров по сравнению со средними расстояниями между разметками каждым из врачей. Для сверточной нейронной сети более сложной архитектуры U-Net средние значения расстояния значительно приблизились к средним значениям расстояний положений ориентиров, размеченных врачами, при этом более чем для половины анатомических ориентиров модель с архитектурой U-Net показала результат, превосходящий среднее расстояние между значениями, размеченными врачами.

### 4. Заключение

В данной работе было произведено исследование эффективности алгоритмов глубокого обучения при решении задачи обнаружения анатомических ориентиров на телерентгенографическом снимке головы в боковой проекции. Был описан процесс локализации анатомических ориентиров и предложены эффективные методы представления позиций ориентиров для применения алгоритмов глубокого обучения. В качестве моделей глубокого обучения в статье были рассмотрены полностью сверточная нейронная сеть и

полностью сверточная нейронная сеть с расширенной архитектурой для сегментации биомедицинских изображений U-Net.

**Таблица 2.** Средние значения расстояния между точками на позиции анатомических ориентиров в сравнении между локализацией специалистом и нейросетевыми моделями, а также между несколькими специалистами.

| Тип анатомического ориентира | Полностью сверточная нейронная сеть – специалист, мм | Сеть U-Net – специалист, мм | Врачи-специалисты, каждый с каждым, мм |
|------------------------------|--|-----------------------------|--|
| aii                          | 4.689  | 2.483                       | 2.796                                  |
| ais                          | 3.789  | 2.659                       | 2.445                                  |
| A                            | 4.033  | 1.413                       | 2.150                                  |
| Ar                           | 2.873  | 1.779                       | 1.865                                  |
| B                            | 3.715  | 2.234                       | 4.083                                  |
| Ba                           | 4.354  | 1.865                       | 4.832                                  |
| C                            | 3.747  | 3.520                       | 2.979                                  |
| DT pog                       | 4.640  | 1.597                       | 4.361                                  |
| EN pn                        | 4.643  | 1.194                       | 1.528                                  |
| Gn                           | 4.994  | 1.046                       | 2.660                                  |
| Go                           | 5.154  | 2.517                       | 3.425                                  |
| ii                           | 4.405  | 1.369                       | 0.708                                  |
| is                           | 4.946  | 0.813                       | 0.478                                  |
| LL                           | 4.033  | 1.112                       | 2.223                                  |
| Me                           | 4.823  | 1.264                       | 1.673                                  |
| N                            | 3.696  | 1.465                       | 0.946                                  |
| n_                           | 3.599  | 1.951                       | 1.933                                  |
| Or                           | 5.788  | 3.598                       | 4.294                                  |
| Po                           | 4.112  | 3.651                       | 9.867                                  |
| Pog                          | 4.771  | 1.387                       | 4.446                                  |
| Pt                           | 4.192  | 2.871                       | 3.591                                  |
| S                            | 3.008  | 1.024                       | 0.683                                  |
| Se                           | 3.313  | 1.045                       | 1.204                                  |
| Sn                           | 3.432  | 1.059                       | 0.607                                  |
| SNA                          | 4.279  | 2.864                       | 1.646                                  |
| SNP pm                       | 3.556  | 1.241                       | 1.437                                  |
| UL                           | 4.405  | 0.940                       | 1.107                                  |

Рассматриваемые в статье модели показали следующие результаты, по сравнению средних значений расстояний между точками при локализации ориентиров моделью и специалистом в сравнении с результатами локализации ориентиров группой специалистов – полностью сверточная нейронная сеть для большинства типов анатомических ориентиров показала худший результат, среднее расстояние для локалируемой этой моделью позицией ориентира до позиции, локалируемой врачом, практически всегда уступало в среднем расстоянии локализации позиций между группой врачей. Сверточная нейронная сеть с расширенной архитектурой для сегментации биомедицинских изображений U-Net на 18 из 27 типах

анатомических ориентиров показала результат лучший по среднему расстоянию до анатомического ориентира, локализуемого врачом, чем результат локализации ориентира тремя врачами. Таким образом, сверточная нейронная сеть с расширенной архитектурой для сегментации биомедицинских изображений U-Net может быть рекомендована для локализации анатомических ориентиров в процессе проведения цефалометрического анализа специалистом для расшифровки двухмерных снимков черепа в боковой проекции, полученных с использованием телерентгенографии.

## 5. Благодарности

Разработка методов и алгоритмов выполнена при поддержке грантов РФФИ № 18-07-01390, № 19-29-01235 мк и № 19-29-01135 мк, экспериментальные исследования – в рамках госзадания ИСОИ РАН – филиала ФНИЦ «Кристаллография и Фотоника» РАН (соглашение № 007-ГЗ/ЧЗ363/26).

## 6. Литература

- [1] Alshahrani, I. Evaluation of skeletal variations and establishment of Cephalometric Norms in Saudi Sub Population using Bjork Jarabak's analysis / I. Alshahrani, M.A. Kamran, A. Alhaizaey, N. Abumelha // Pak J Med Sci. – 2018. – Vol. 34(5). – P. 1104-1109. DOI: 10.12669/pjms.345.15556.
- [2] Персин, Л.С. Ортодонтия. Диагностика и лечение зубочелюстных аномалий: руководство для врачей / Л.С. Персин – М.: Издательство "Медицина", 2015. – 640 с.
- [3] Gunenkova, I.V. Optimization of diagnostics and orthodontic treatment planning in children and adolescents with multiply adentia / I.V. Gunenkova, N.V. Samoylova, A.Y. Bondarets–Moscow: Stomatologiya, 2015. – Vol. 94(3). – P. 61-66.
- [4] Vasamsetti, S. Automatic landmark identification in lateral cephalometric images using optimized template matching / S. Vasamsetti, V. Sardana, P. Kumar, O.P. Kharbanda, H.K. Sardana // J Med Imaging Health Inform. – 2015. – Vol. 5(3). – P. 458-470. DOI: 10.1166/jmihi.2015.1426.
- [5] Long, J. Fully convolutional networks for semantic segmentation / J. Long, E. Shelhamer, T. Darrell, 2015. – 10 p.
- [6] Ronneberger, O. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation / O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brox, 2015. – 8 p.
- [7] Goodfellow, I. Deep Learning / I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville // MIT Press. – 2016. – P. 120-121.
- [8] William, H. Numerical recipes in C: the art of scientific computing / H. William, A. Saul, T. William, P. Brian // Cambridge University Press. – 1995. – Vol. 865. – P. 123-128.



# The efficiency of deep learning algorithms for detecting anatomical reference points on radiological images of the head profile

K.S. Dobratulin<sup>1</sup>, A.V. Gaidel<sup>1,2</sup>, I.O. Aupova<sup>3</sup>, A.V. Kapishnikov<sup>3</sup>, P.M. Zelter<sup>3</sup>,  
A.I. Ivleva<sup>4,5</sup>

<sup>1</sup>Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

<sup>2</sup>Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

<sup>3</sup>Samara State Medical University, Chapayevskaya street 89, Samara, Russia, 443099

<sup>4</sup>Samara State Technical University», Molodogvardeyskaya street 244, Samara, Russia, 443100

<sup>5</sup>Institute for the Control of Complex Systems of Russian Academy of Sciences, Sadovaya street 61, Samara, Russia, 443020

**Abstract.** In this article we investigate the efficiency of deep learning algorithms in solving the task of detecting anatomical reference points on radiological images of the head in lateral projection using a fully convolutional neural network and a fully convolutional neural network with an extended architecture for biomedical image segmentation - U-Net. A comparison is made for the results of detection anatomical reference points for each of the selected neural network architectures and their comparison with the results obtained when anatomical reference points were detected by orthodontists. On the basis of the obtained results it was concluded that a U-Net neural network allows performing the detection of anatomical reference points more accurately than a fully convolutional neural network. The results of detection of anatomical reference points by the U-Net neural network are closer to the average results of the detection of reference points by a group of orthodontists.