

Рисунок 19 – Экранная форма статистики. Пример графика КПУ

Литература

1 Покровская О.М. Совершенствование комплекса гигиенических мероприятий у пациентов с ортопедическими конструкциями на имплантатах. : дис. ... канд. мед. наук: 14.00.21: защищена 02.09.2008/ Покровская Ольга Михайловна. М., 2008. 115 с.: ил.

2 Современные системы оценки и регистрации кариеса зубов / Пастбин М.Ю., Горбатова М.А. и [др.]. Архангельск: Северный государственный медицинский университет, 2013. 7 с.

3 Методическое пособие по теме «Индексная оценка кариеса зубов и заболеваний пародонта» / Молоков В.Д., Доржиева З.В. и [др.]. Иркутск: Иркутский государственный медицинский университет, 2008. 23 с.

К.С. Добратулин, И.О. Аюпова, А.В. Гайдель, А.И. Ивлева

ЛОКАЛИЗАЦИЯ АНАТОМИЧЕСКИХ ОРИЕНТИРОВ НА РЕНТГЕНОВСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПРОФИЛЯ ГОЛОВЫ

(Самарский университет, ФГБОУ ВО СамГМУ Минздрава России,
ИСОИ РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН,
ИПУСС РАН, ФГБОУ ВО «СамГТУ»)

Телерентгенографическое исследование головы в боковой проекции является наиболее информативным методом диагностики пациентов с зубочелюстными аномалиями (Хорошилкина Ф. Я., 2010; Табахова О. В., 2010; Емельянова О. С., Гюева Ю. А., Яворовская Т. Д., 2011; Ленденгольц Ж. А. и др., 2014; Arat Z.M., 2008). Цефалометрический анализ данных двумерных рентгенограмм играет важную роль в ортодонтической диагностике и планировании лечения [1]. Методики расшифровки двумерных рентгеновских изображений



при аномалиях окклюзии [2, 3] заключаются в расстановке ключевых точек на двухмерных изображениях головы пациента и анализе ряда линейных и угловых параметров. Данный вид исследований на сегодняшний день является неотъемлемой частью любого ортодонтического лечения пациентов с зубочелюстно-лицевыми аномалиями. Однако получение данных цефалометрического анализа является трудоемким, требует высокого уровня подготовки специалистов и вызывает наибольшие трудности у начинающих врачей. Поэтому особую актуальность в ортодонтии приобретают задачи компьютерного зрения, решение которых позволяет быстро и тщательно извлекать необходимую для обследования и назначения лечения пациента информацию.

В современной научной литературе имеются сведения об отдельных небольших исследованиях по алгоритмам идентификации цефалометрических ориентиров на двумерных и трехмерных рентгеновских снимках [4-6]. Однако результаты в существующих исследованиях получены на малых (до 40 изображений) выборках и для небольшого количества ключевых точек, недостаточно для полной оценки состояния пациента по существующим методикам. В связи с этим актуальной задачей является создание автоматизированных систем для распознавания оптимальных позиций расстановки анатомических ориентиров на двухмерных изображениях головы.

Целью работы является разработка автоматизированной системы для распознавания оптимальных позиций постановки опорных точек на изображении, полученных с помощью рентгена профиля головы, для проведения дальнейшего математического расчета и формирования медицинского диагноза.

Выявление признаков, необходимых для распознавания оптимальных позиций, основывается на анализе множества уже существующих результатов разметки позиций опорных точек. В процессе выявления признаков выделяются необходимые участки, служащие обучающей выборкой, на основе результатов анализа которых формируются критерии для постановки точек на изображениях.

Одним из методов, определяющим наиболее подходящие на начальном этапе позиции для постановки опорных точек, является отыскание участков, схожих с обучающей выборкой, основываясь на признаках Хаара. Для обучающей выборки, состоящей из изображений области в районе опорных точек, вычисляются значения признаков, которые должны быть классифицированы на новом изображении без опорной точки [7].

Обучающая выборка для формирования признаков состоит из 100 изображений размерами 64x64 пикселей для области в районе опорной точки определенного типа. Таким образом, для уникальных изображений с поставленными по определенному признаку опорными точками формируется обучающая выборка для данного типа точек. Изменяя постановку опорной точки на изображениях для обучающей выборки, можно сформировать новую выборку для классификации точек на новом изображении по другим признакам. При формировании признаков для метода Хаара использовалось 100 изображений с положительными примерами области и 10000 изображений с отрицательными при-



мерами возможных областей на изображении, что позволило добиться высокой точности классификации. Пример фрагмента обучающей выборки представлен на рисунке 1.

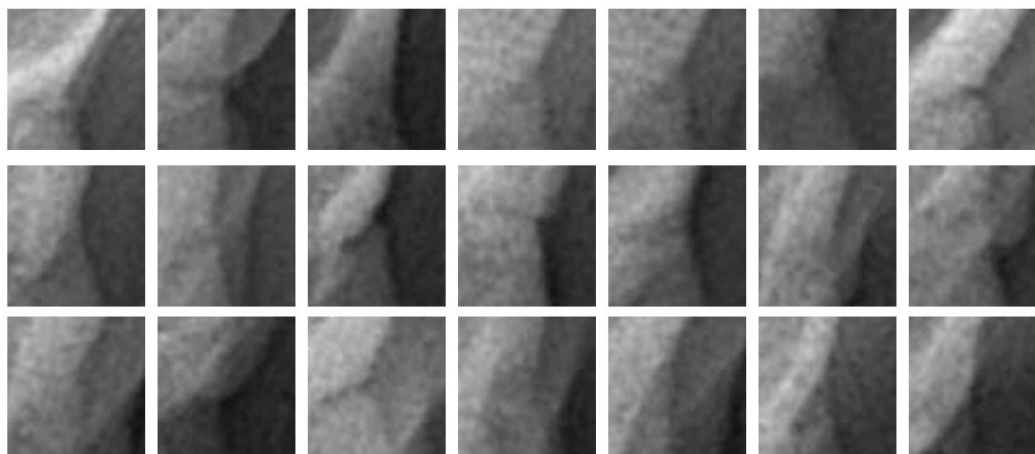


Рисунок 1 – Фрагмент обучающей выборки для признаков Хаара

Применение классификации по признакам Хаара позволяет получить предварительные участки, наиболее схожие с участками из обучающей выборки, используемые для дальнейшего анализа с целью выбрать из них наилучший для опорной точки. С точки зрения разработки программного обеспечения, детектор Хаара позволяет получить результат сравнительно быстро и достаточно точно.

Дальнейший анализ включает в себя исключение участков, не соответствующих оптимальным математическим значениям для участков из обучающей выборки (ситуация, типичная для ошибочно определенных участков), а также применение контурного аппарата для определения наилучшего участка. Оптимальной позицией для постановки опорной точки служит центр наилучшего участка, так как в силу его наибольшего соответствия по критериям с участками из обучающей выборки не требуются дополнительные операции для определения лучшей позиции точки.

Критерием схожести для участков, найденных с помощью применения алгоритма, основанного на признаках Хаара, может служить среднее значение расстояния S_i от участка h_i из множества участков, найденных алгоритмом, до каждого из окон c_j обучающей выборки, определяемого как:

$$S_i = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^n \sum_{l=1}^n \{(h_{kl}^i - c_{kl}^j)^2\}}, \quad (1)$$

где h_{kl}^i – элемент на позиции k -й строки l -го столбца участка, найденного с помощью алгоритма, c_{kl}^j – элемент на позиции k -й строки l -го столбца участка из обучающей выборки, $i = 1, \dots, K$ – количество участков, найденных с помощью алгоритма, $j = 1, \dots, N$ – количество участков в обучающей выборке.

Наиболее оптимальным для выбора будет считаться участок, для которого значение S_i является минимальным.



Результатом работы программы является определение координат опорных точек и постановка точек на изображении. Методом оценки качества постановки опорных точек на изображении служит расстояние L от поставленной программой точки до точки на изображении из обучающей выборки, которое должно стремиться к минимуму:

$$L = \sqrt{(x_{\text{опт}} - x_{\text{ср}})^2 + (y_{\text{опт}} - y_{\text{ср}})^2}, \quad (2)$$

где $(x_{\text{опт}}, y_{\text{опт}})$ – координата для оптимальной опорной точки, $(x_{\text{ср}}, y_{\text{ср}})$ – координата средней позиции оптимальной точки для данной обучающей выборки.

Для целевой выборки изображений, на которых отмечаются опорные точки, критерием оценки качества служит среднее расстояние от поставленной программой точки до точки на изображении из обучающей выборки:

$$L_{\text{ср}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N L_k, \quad (3)$$

где L_k – расстояние от поставленной программой точки на изображении k до точки на изображении из обучающей выборки, $k = 1, \dots, N$ – изображения из целевой выборки.

На этапе разработки оценка качества позволяет сделать вывод о целесообразности применения тех или иных методов для работы с изображениями, а также сформировать оптимальные параметры для применяемых алгоритмов.

На рисунке 2 представлен результат работы алгоритма для распознавания наиболее схожих с обучающей выборкой областей, основанного на признаках Хаара, а также результат выбора наиболее оптимальной из найденных областей для постановки опорной точки.

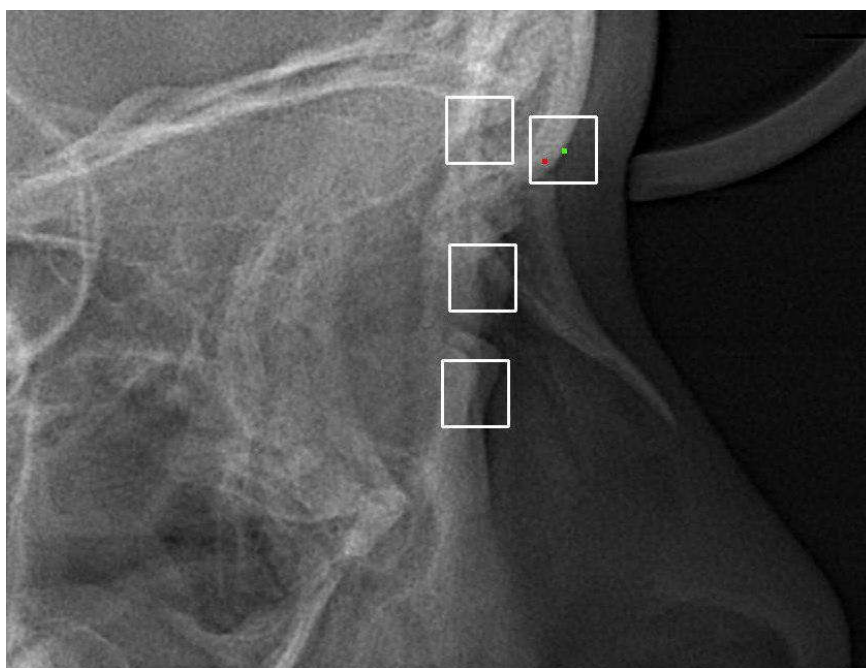


Рисунок 2 – Результат работы алгоритмов определения оптимального участка для постановки опорной точки



В таблице 1 представлен результат работы алгоритма для 10 случайно выбранных изображений из целевой выборки при сравнении их с 50 случайно выбранными изображениями из обучающей выборки.

Таблица 1 – Результат работы алгоритма

Оригинальная позиция	Вычисленная позиция	по-	Расстояние, пиксели	Расстояние, мм
1504 832	1518 796		38.626	3.511
1488 720	1504 683		40.311	3.665
1392 672	1403 654		21.095	1.918
1440 768	1475 707		70.328	6.393
1488 720	1518 642		83.570	7.597
1520 800	1561 756		60.141	5.467
1504 800	1492 799		12.042	1.095
1539 816	1375 938		204.402	18.582
1472 848	1490 819		34.132	3.103
1412 767	1421 764		9.486	0.862
Среднее значение			57.413	5.219

Литература

1. Gunenkova I.V., Samoylova N.V., Bondarets A.Y. Optimization of diagnostics and orthodontic treatment planning in children and adolescents with multiply adentia. Moscow: Stomatologiya 2015; 94(3): 61-66. DOI: 10.17116/stomat201594361-66. PMID: 26331177.
2. Alshahrani I., Kamran M.A., Alhaizaey A., Abumelha N. Evaluation of skeletal variations and establishment of Cephalometric Norms in Saudi Sub Population using Bjork Jarabak's analysis. Pak J Med Sci. 2018 Sep-Oct; 34(5):1104-1109. DOI: 10.12669/pjms.345.15556.
3. Персин, Л. С. Ортодонтия. Диагностика и лечение зубочелюстных аномалий: руководство для врачей / Л. С. Персин // - М. : ОАО «Издательство «Медицина», 2015. -640 с.
4. Vasamsetti S., Sardana V., Kumar P., Kharbanda O.P., Sardana H.K. Automatic landmark identification in lateral cephalometric images using optimized template matching. J Med Imaging Health Inform 2015; 5: 458–70. DOI: <https://doi.org/10.1166/jmihi.2015.1426>
5. Shahidi S., Shahidi S., Oshagh M., Gozin F., Salehi P., Danaei S.M. Accuracy of computerized automatic identification of cephalometric landmarks by a designed software. Dentomaxillofac Radiol 2013; 42: 20110187. DOI: <https://doi.org/10.1259/dmfr.20110187>
6. Bala Chakravarthy Neelapu, Om Prakash Kharbanda, Viren Sardana, Abhishek Gupta, Srikanth Vasamsetti, Rajiv Balachandran, and Harish Kumar Sardana Automatic localization of three-dimensional cephalometric landmarks on CBCT im-



ages by extracting symmetry features of the skull. Dentomaxillofac Radiol. 2018 Feb; 47(2): 20170054. Published online 2018 Jan 2. doi: 10.1259/dmfr.20170054

7. Face Detection using Haar Cascades [Электронный ресурс]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4.6/d7/d8b/tutorial_py_face_detection.html (дата обращения: 17.05.2019)

Н.Е. Дятлов, Ф.К. Рахматулло

МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ЭЛЕКТРОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ СВОЙСТВ МИОКАРДА НА ОСНОВЕ ХОЛТЕРОВСКОГО ЭКГ-МОНИТОРИРОВАНИЯ

(Пензенский государственный университет)

Холтеровское мониторирование ЭКГ (ХМ) – неинвазивный и широкодоступный инструмент, который позволяет выявить и охарактеризовать нарушения ритма сердца и проводимости [1]. Устройства длительной регистрации ЭКГ являются одними из самых востребованных приборов в кардиологии [2]. В настоящее время ХМ применяется сугубо для оценки текущей клинической картины пациента, в то время как его возможности могут быть существенно расширены благодаря дополнительной оценке электрофизиологических свойств миокарда: времени восстановления функции синусового узла (ВВФСУ), рефрактерных периодов атриовентрикулярного узла (РПав) и предсердий (РПпр). Ранее данные показатели могли быть определены лишь с помощью дорогостоящего внутрисердечного или чреспищеводного электрофизиологического исследования [3].

Нами была произведена оценка электрофизиологических свойств миокарда методом суточного мониторирования ЭКГ у 20 пациентов с пароксизмами фибрилляции предсердий (ФП), средний возраст которых составил $56,8 \pm 2,2$ лет. С помощью ручного анализа записи ХМ произведен расчет следующих показателей: ВВФСУ, РПав, РПпр.

ВВФСУ определяли как интервал между последним сокращением предсердий, вызванным пароксизмальной тахикардией (волна f фибрилляции предсердий), и первым синусовым сокращением (зубец P1) (рисунок 1).

Примечание: P1 – сокращение предсердий синусового происхождения; R1 – желудочковый комплекс синусового происхождения; f – волна фибрилляции предсердий; R2 – желудочковый комплекс при фибрилляции предсердий; f-P1 – ВВФСУ; P1-P1 – исходная длина кардиоцикла; V – скорость записи.

Корригированное к частоте сердечных сокращений значение КВВФСУ рассчитывалось путем вычитания из ВВФСУ исходной длины кардиоцикла (интервал P1-P1 на синусовом ритме).

РПав определяли как интервал между синусовым зубцом P1 и зубцом P2 блокированной предсердной экстрасистолы (рисунок 2).