

Точный автоматический алгоритм детектирования цефалометрических точек на КТ-изображениях

Д.А. Лачинов¹, А.А. Белокаменская¹, В.Е. Турлапов¹

dlachinov@gmail.com|alexandra.belokamenskaya@gmail.com|vadim.turlapov@gmail.com

¹ННГУ им. Н.И. Лобачевского, г. Нижний Новгород, Российская Федерация

Предложен алгоритм для автоматического детектирования цефалометрических точек (ЦТ) по 3D-данным томограммы пациента, достигающий существенно большей точности по сравнению с публикациями. Алгоритм ищет отображение множества точек черепа-шаблона в множество точек КТ-томограммы с использованием метода Coherent Point Drift (CPD). Череп-шаблон размечен на анатомические зоны, включающие базис геометрического дескриптора ЦТ. В результате совмещения мы получаем соответствие областей томограммы анатомическим зонам. Далее, в каждой найденной зоне происходит поиск цефалометрической точки по ее геометрическому дескриптору. Мерой качества предложенного алгоритма является Евклидово расстояние между размеченными вручную и найденными автоматически точками на нескольких томограммах. Алгоритм проверен количественно на ЦТ орбиталей для 5 томограмм с деформациями черепа. В результате, 87% найденных точек лежат в радиусе 2мм от искомым точек и 100% в радиусе 2.1мм. Ключевой особенностью и источником точности подхода является использование CPD для персонализации структуры шаблона и линейной регрессии с регуляризацией Тихонова для уточнения базиса дескриптора при позиционировании цефалометрической точки.

Ключевые слова: цефалометрия, ключевые точки, 3D, автоматическое детектирование, компьютерная томография.

Precise automatic cephalometric landmark detection algorithm for CT images

D. Lachinov¹, A. Belokamenskaya¹, V. Turlapov¹

dlachinov@gmail.com|alexandra.belokamenskaya@gmail.com|vadim.turlapov@gmail.com

¹Lobachevsky State University (UNN), Nizhni Novgorod, Russia

New approach for automatic cephalometric landmark detection is proposed. Described algorithm projects labeled template onto examined CT Image using Coherent Point Drift (CPD), thereby Region of Interest (ROI) for each landmark is determined. In each ROI special target function is constructed according to the description of corresponding landmark and then optimized with restrictions defined by ROI-box. The key features of this approach are template personalization using CPD and local coordinate system refinement using ridge regression during landmark detection. The Euclidian distance between detected and manually identified landmarks is used as a measure of quality for series of images. The result is 87% of automatically detected landmarks lie within 2mm interval and 100% - within 2.1mm interval, what is pretty accurate result. This approach achieves great precision compared to previously proposed methods. Such performance is achieved by precise template personalization and local coordinate system refinement for each ROI.

Keywords: cephalometry, landmarks, automatic detection, computer tomography, point set registration.

1. Введение

Компьютерная томография (КТ, 1972) является сегодня неотъемлемым инструментом для оценки и планирования лечения пациентов с тяжелым челюстно-лицевыми заболеваниями и доступна практически во всем мире. Челюстно-лицевая хирургия с использованием КТ становится все более популярной. Но необходимое для этого точное позиционирование ключевых точек черепа (цефалометрических точек) на слоях томограммы выполняется до сих пор вручную, требует много времени, значительных усилий и опыта. Это, в свою очередь, ставит задачу разработки автоматизированной процедуры разметки.

Достижения в области компьютерных технологий позволили с достаточной точностью обнаруживать цефалометрические точки на рентгенограммах. Алгоритмы, разработанные для КТ изображений, не достигают такой же точности и, зачастую, обладают, как и 2D методы, рядом недостатков, затрудняющих их применение на практике.

Целью данной публикации является разработка метода автоматического детектирования ключевых точек черепа с высокой точностью.

2. Предметная область

Цефалометрический анализ представляет из себя измерение углов, расстояний и отношений между различными морфологическими структурами черепа и целиком базируется на поиске цефалометрических точек. Разметка цефалометрических точек до сих пор является самой трудоемкой и требовательной к квалификации задачей, как в ручном, так и в автоматическом варианте. Для автоматической регистрации цефалометрические точки определяются при помощи их формального признаков описания (дескриптора), исходя из применяемого метода анализа [3,6] (в нашем случае цефалометрические точки определены геометрическими условиями). Основные лицевые цефалометрические точки представлены в таблице 1.

Таблица 1. Описание основных точек [3,6].

Название	Сокр.	Описание (Дескриптор)
Orbitale left	Or_l	самая нижняя точка на костном крае левой орбиты
Orbitale right	Or_r	самая нижняя точка на костном крае правой орбиты
Nasion	N	соединение лобной и носовой кости
Porion left	P_l	самая верхняя точка левого наружного слухового прохода
Porion right	P_r	самая верхняя точка правого наружного

		слухового прохода
Menton	Me	самая нижняя точка на симфизе нижней челюсти
Pronasale	Pn	наиболее выдающаяся часть носа

3. Предложенный метод

На примере точек орбиталей Or_l и Or_r , предлагается подход к автоматическому определению основных цефалометрических точек, позволяющий заметно повысить точность их локализации по сравнению с данными публикаций. Подход может быть применен для любых других цефалометрических точек. Его ключевой особенностью является применение нелинейной и нежесткой процедуры для задачи совмещения точек шаблона, принятого за эталон и содержащего базис геометрического дескриптора, с особыми точками, экстрагированными из томограммы пациента. После совмещения мы можем считать базис дескриптора позиционированным, в первом приближении, на множестве особых точек пациента. Это совмещающее преобразование ищется при помощи метода Coherent Point Drift (CPD) [4]. Точки на томограмме пациента, как и точки исходного шаблона, могут быть получены из данных томограммы при помощи любого детектора, в частности, в работе использован детектор Determinant of Hessian (DoH) [8]. После отображения шаблона на томограмму пациента становятся таким образом определенными базисы всех дескрипторов (в виде систем координат или точечных базисов). Шаблон, с особыми точками, с размеченными базисами и дескрипторами цефалометрических точек, готовится для алгоритма заранее с участием специалиста-морфолога. Далее алгоритм включает следующие шаги:

- 1) детектирование множества особых точек томограммы пациента;
- 2) совмещение множества точек размеченного шаблона с множеством особых точек томограммы пациента, определяющее первое приближение базиса дескриптора;
- 3) уточнение базиса дескриптора на множестве особых точек области его определения (опционально);
- 4) поиск цефалометрической точки внутри каждого базиса.

3.1 Детектирование особых точек

Для детектирования особых точек в работе использовался метод Determinant of Hessian (DoH) [8].

Метод DoH относится к методам нахождения областей изображения, которые отличаются от других областей в рамках некоторого показателя, например, интенсивности. Причем этот показатель внутри самого региона (блоба) практически неизменен.

Исходное изображение $f(x, y, z)$ подвергается сглаживанию при помощи фильтра Гаусса $g(x, y, z, t)$ при разных параметрах t фильтра – масштабах.

$$L(x, y, z, t) = g(x, y, z, t) * f(x, y, z),$$

где $*$ – операция свертки.

При каждом масштабе t вычисляется определитель матрицы Гессе $\det[H_{norm}(L)] = t^2(L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2)$. Точка изображения, имеющая координаты $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$, считается принадлежащей блобу, если величина определителя матрицы Гессе в этой точке является локальным максимумом:

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = \operatorname{argmax}_{(x, y, z)} \det[H_{norm}(L(x, y, z, t))].$$

Для отсеивания заведомо непригодных точек используется заранее заданный порог (в работе использовался порог равный 200). Найденные точки, в

основном, располагаются на углах, изломах, неоднородностях. Недостатком данного детектора является чувствительность к шуму. Этот алгоритм без существенных изменений обобщается на трехмерный случай. Пример применения алгоритма предоставлен на рисунке (Рис. 1).

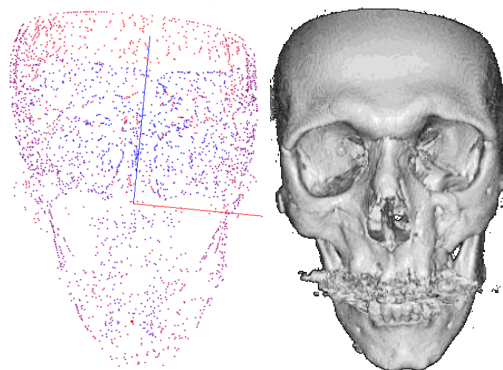


Рис. 1. Пример особых точек (слева) для костей черепа (справа), реконструированных по данным КТ пациента. Цвет точек задает глубину и изменяется от красного (ближние) до синего (дальние).

Точки шаблона извлекаются из томограммы, принятой за шаблон, таким же методом. Некоторым точкам шаблона вручную присваиваются метки (таблица 2).

Таблица 2. Описание меток шаблона.

Метка	Описание
0	Точки, не представляющие интереса, метка назначается автоматически
1	Точки, соответствующие правой скуловой кости
2	Точки, соответствующие левой скуловой кости
3	Цефалометрическая точка Or_l шаблона
4	Точка на левом краю левой орбиты, задает точечный базис
5	Точка на правом краю левой орбиты, задает точечный базис
6	Цефалометрическая точка Or_r шаблона
7	Точка на правом краю правой орбиты, задает точечный базис
8	Точка на левом краю правой орбиты, задает точечный базис
9	Точки, лежащие на верхнем краю левой орбиты, задают точечный базис
10	Точки, лежащие на верхнем краю правой орбиты, задают точечный базис
11	Точки, лежащие на поверхности левой орбиты, используются для регрессии
12	Точки, лежащие на поверхности правой орбиты, используются для регрессии

3.2 Совмещение шаблона и точек пациента

Преобразование, совмещающее множество точек размеченного шаблона с множеством особых точек КТ пациента осуществляется, как упоминалось, при помощи метода Coherent Point Drift (CPD), описанного в работе [4].

CPD основан на алгоритме ЕМ (Expectation Maximization) и является вероятностным итерационным алгоритмом. Множество точек шаблона представляется как множество центроидов распределенных по нормальному закону $N(\alpha_i, \sigma^2)$ точек, другое множество – особых точек томограммы пациента. Центры Гауссиан подстраиваются под данные пациента, тем самым максимизируя функцию правдоподобия. При достижении оптимума множества точек выравниваются, соответствия между множествами вычисляется при помощи апостериорных вероятностей.

$$E(W) = - \sum_{n=1}^N \log \sum_{m=1}^M e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_n - y_{0m} - \sum_{k=1}^M w_k G(y_{0k} - y_{0m})\|^2} + \frac{\lambda}{2} \text{tr}(W^T G W),$$

где $Y = G W + Y_0$ - обновляется на каждом шаге,

G - матрица Грамма с элементами $g_{ij} = e^{-\frac{1}{2\beta^2} \|y_{0i} - y_{0j}\|^2}$,

$W = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ - матрица весов.

Верхняя оценка функции $E(W)$ определяется как

$$Q = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M p_{old}(m|x_n) \frac{\|x_n - y_{0m} - G(m, \cdot) W\|^2}{2\sigma^2} + \frac{\lambda}{2} \text{tr}(W^T G W),$$

где p_{old} - апостериорные вероятности.

Минимизируя верхнюю оценку Q получаем систему уравнений относительно W :

$$(\text{diag}(P \cdot 1)G + \lambda \sigma^2 I)W = P X - \text{diag}(P \cdot 1)Y_0, \quad (1)$$

где P - матрица апостериорных вероятностей

$$p_{mn} = \frac{e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|y_{0m}^{old} - x_n\|^2}}{\sum_{m=1}^M e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|y_{0m}^{old} - x_n\|^2}}, \quad (2)$$

1 - вектор из единиц длины N ,

y_{old} - результаты предыдущей итерации.

На каждой итерации происходит вычисление матрицы апостериорных вероятностей P по формуле (2) и решается система уравнений (1), относительно W . На каждой итерации Y , матрица точек, обновляется как $Y = Y_0 + G W$. Пример итеративного процесса для двух режимов, жесткого (rigid) и нежесткого (non-rigid), как в нашем случае, только двумерный, показан на рисунке (Рис. 2).

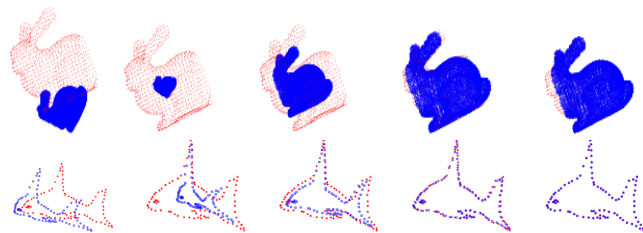


Рис. 2. Пример из [4] rigid (верхний) и non-rigid (нижний) совмещения множества Y (синим цветом) и множества X (красным цветом). Показаны итерации 0, 10, 20, 30, 40.

На этом основании можно считать, что метод CPD [4] является адаптивным, и к аффинным преобразованиям, и к нелинейным деформациям. Пример применения алгоритма показан на рисунке (Рис. 3). При выполнении расчетов использовались значения параметров $\beta = 2, \lambda = 3$.

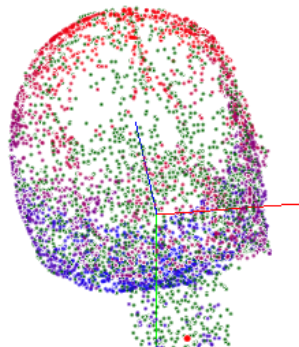


Рис. 3. Пример совмещения (вид черепа сзади) точек шаблона (красно-синие) с точками КТ-томограммы (зеленые).

3.3 Перенос разметки шаблона

Соответствие между размеченными точками шаблона и точками на КТ пациента находится при помощи матрицы P

апостериорных вероятностей. Каждой точке из множества X (точки томограммы пациента) ставится в соответствие точка из Y (точки шаблона) $X[i] \sim Y[\arg\max_j P(i, j)]$, где P задана формулой (2). Интересующие нас точки, такие как: выступающие точки левой и правой скуловых костей, положения других цефалометрических точек, вручную включены в шаблон. С использованием матрицы апостериорных вероятностей указанные цефалометрические точки переносятся на множество точек КТ пациента (Рис. 4).

После того, как соответствие между точками шаблона и КТ-изображения найдены, определяются области поиска и в каждой области вводятся локальные системы координат для уточнения каждой цефалометрической точки по дескриптору.

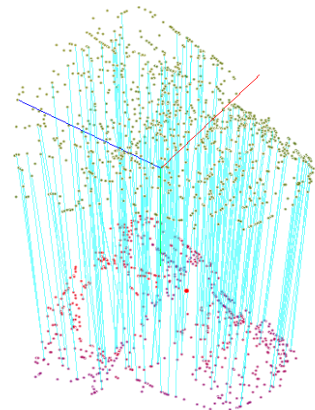


Рис. 4. Пример найденных соответствий между точками шаблона (сверху) и точками томограммы (снизу); изображена лицевая часть черепа. Соответствия обозначены линиями, показано каждое десятое соответствие.

3.4 Базис дескриптора и его уточнение

Рассмотрим далее орбитальные цефалометрические точки под названием Or_l и Or_r . Опишем два подхода к применению базиса дескриптора (системы локальных координат или точечного базиса) в области определения дескриптора. Эта область определяется на шаблоне вместе с дескриптором как 3D-бокс, который наполнен особыми точками, сопутствующими цефалометрической точке.

Для орбитальных цефалометрических точек в качестве горизонтальной оси локальной системы используется вектор $\vec{h}$ между наиболее выступающими точками левой и правой скуловых костей, которые выделены на предыдущем шаге.

При первом подходе, без применения процедуры уточнения, для построения локальной системы координат дескриптора используется базис, непосредственно построенный на совмещенных точках шаблона. Плоскость орбиты задается при помощи трех точек - точки-центра региона поиска, левой точки орбиты, правой точки орбиты. Ось OX задается как проекция вектора $\vec{h}$ на эту плоскость орбиты. Ось OY - нормаль к плоскости. Ось OZ - дополнение до правой тройки координат.

При втором подходе выполняется уточнение положения вертикальной плоскости глазницы. Она формируется при помощи линейной регрессии с регуляризацией Тихонова [1] (ridge regression). Используются множества точек томограммы пациента, попавшие после совмещения шаблона в области определения соответственно левой и правой орбит $\{x_l^{(i)}\}, \{x_r^{(j)}\}$. Решая систему

$$(X^T X + \lambda I) \beta = X^T y \quad (3)$$

находим коэффициенты регрессии β , где X - матрица $N \times 3$, в которой записаны по строкам две компоненты каждой точки одной из орбит, а последний столбец заполнен

единицами; λ - коэффициент регуляризации (при расчетах полагался равным 0.01); y - вектор третьих компонент точек соответствующей орбиты.

Решив систему линейных уравнений можно составить вектор нормали к искомой плоскости как $\vec{n}^T = (\beta_0; \beta_1; -1)$. Проецируя вектор $\vec{h}$ на найденную плоскость находим вектор $\vec{X}$. Вектор $\vec{Y}$ будет равен вектору $\vec{n}$. Вектор $\vec{Z}$ является дополнением до правой тройки координат.

3.5 Поиск точек Or_i и Or_r

После построения локальной системы координат, внутри каждой области определения строится поверхность

$$S(x, y) = I(\arg\min_z |I(x, y, z) - 200|),$$

где 200 - минимальная плотность кости по шкале Хаунсфилда. Для более точного построения поверхности используется линейная интерполяция сетки данных.

Далее задается кривая $C(x) = \max_y S(x, y)$. Искомая точка соответствует седловой точке поверхности и находится при достижении $\min_x C(x)$. Результат работы алгоритма - искомая цефалометрическая точка в анатомически выровненной системе координат (Рис. 5).

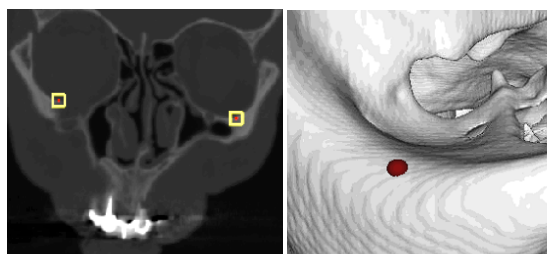


Рис. 5. Найденные точки, спроецированные на коронарный срез деформированного черепа пациента (слева). Найденная точка Or_r на реальной поверхности орбитали (справа).

4. Результаты

Для оценки результата на пяти КТ изображениях вручную были отмечены цефалометрические точки Or_i и Or_r с использованием визуализации в проекция XY, XZ, YZ и трехмерного отображения. Одно из размеченных изображений использовано как шаблон. Ключевой особенностью данных является то, что на всех КТ томограммах были представлены пациенты с теми или иными повреждениями костей черепа.

В таблице ниже (Табл. 3) представлено сравнение между двумя предложенными вариантами использования точечного базиса системы координат в области определения дескриптора, приведены величины математического ожидания и дисперсии ошибки. В результате, 87,5% точек орбиталей для всех 5 томограмм лежало внутри радиуса 2мм и 100% внутри радиуса 2.1мм от точек, размеченных вручную. По критериям введенным в [9], еще для 2D случая, алгоритм считается достаточно точным, если ошибка не превышает 2мм, и приемлемым, если ошибка не превышает 4мм.

Таблица 3. Результаты экспериментов.

	Регрессия	Точечный базис	[5] 2011	[7] 2014	[2] 2015
Point	mean/std	mean/std	mean/max	mean/max	mean/std
Or_i	1.19/0.71	2.53/0.60	-	-	1.78/1.36
Or_r	1.14/0.40	1.13/0.61	-	-	2.37/2.23
mean	1.17/0.53	1.83/0.60	3.15/6.27	3.4/7.10	2.01/1.23

Отличительной чертой и источником повышения точности предложенного алгоритма являются то, что разметка и локальная система координат шаблона переносится на особые точки КТ-томограммы пациента

путем нежесткого совмещения этих двух множеств методом CPD. Тогда как, в работе [2] использован шаблон, заданный исходя из некоторых средних показателей расположения цефалометрических точек друг относительно друга, что вводит систематическую ошибку и ограничивает применимость метода в медицинской практике. В работе [5] использовались подходы машинного обучения, но используемый метод и обучающая выборка не обеспечивали инвариантность к повороту. В работе [7] при трансформациях не учитывались возможные деформации черепа.

5. Заключение

Предложенный подход способен определять две рассмотренные цефалометрические точки с существенно более высокой точностью, чем в [2], [5], [7]. Он применим ко всем цефалометрическим точкам, так как их дескрипторы, так или иначе, соответствуют экстремумам анатомических поверхностей, реконструируемых по особым точкам томограммы пациента. Согласно результатам эксперимента, алгоритм может быть использован на практике для пациентов с повреждениями костей черепа.

В настоящей работе использован шаблон с меньшим числом цефалометрических точек, чем в работе [2], но однозначно можно утверждать, что предложенный подход будет точнее, благодаря использованию CPD для персонализации шаблона и линейной регрессии с регуляризацией Тихонова, которая оказалось более точной, чем использование исходного варианта точечного базиса при позиционировании дескриптора.

6. Литература

- [1] А.Н. Тихонов "О некорректных задачах линейной алгебры и устойчивом методе их решения", ДАН СССР, 1965 Том 163, № 3.
- [2] Abhishek Gupta, Om Prakash Kharbanda, Viren Sardana, Rajiv Balachandran, Harish Kumar Sardana "A knowledge-based algorithm for automatic detection of cephalometric landmarks on CBCT images" Int J CARS 2015 Nov;10(11):1737-52
- [3] Alexander Jacobson, Richard L. Jacobson "Radiographic Cephalometry: From Basics to Videoinaging" Quintessence Pub., 1995r., page 53-63.
- [4] A. Myronenko, & X. Song (2010). "Point set registration: Coherent point drift". IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 32(12), 2262-2275.
- [5] Chu, Chengwen, et al. "Fully automatic cephalometric x-ray landmark detection using random forest regression and sparse shape composition." submitted to Automatic Cephalometric X-ray Landmark Detection Challenge (2014).
- [6] Gwen R.J. Swennen, Filip Schutyser, Jarg-Erich Hausamen "Three-Dimensional Cephalometry. A Color Atlas and Manual" Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006. p 116-185
- [7] Shahidi S, Bahrapour E, Soltanimehr E, Zamani A, Oshagh M, Moattari M, Mehdizadeh A "The accuracy of a designed software for automated localization of craniofacial landmarks on CBCT images". BMC Med Imaging 2014 14(1):1471-2342
- [8] Tony Lindeberg "Scale Selection Properties of Generalized Scale-Space Interest Point Detectors" J Math Imaging Vis 2013, Volume 46, Issue 2, p 177-210.
- [9] Yue W, Yin D, Li C, Wang G, Xu T. Automated 2-D cephalometric analysis on X-ray images by a model-based approach (2006). IEEE Trans Biomed Eng 53(8): 1615-1623.